



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ  
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ  
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ  
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



## ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΘΕΜΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ: Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.

Κίμων Σιρλαντζής & Αντώνιος Καλαούζης

ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΕΣ ΚΑΘΗΓΗΤΕΣ: Δρ. Δημήτριος Ασκούνης, Καθηγητής.

Δρ. Δημήτριος Πανόπουλος, ΕΕΔΙΠ.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ : Φεβρουάριος 2019

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ.....	2
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	4
ABSTRACT.....	6
ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ .....	8
ΠΡΟΛΟΓΟΣ – ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ – ΑΦΙΕΡΩΣΕΙΣ .....	9
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	10
ΚΥΡΙΟ ΜΕΡΟΣ .....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Αισθητήρες και Συλλογή Δεδομένων.....	12
1.1 Η σημασία των αισθητήρων στη συντήρηση και η ανάγκη συλλογής των δεδομένων.....	12
1.2 Η χρήση των αισθητήρων παρέχει νέες δυνατότητες συντήρησης σύνθετων συστημάτων. ....	15
1.3 Η εφαρμογή των αισθητήρων στην πράξη – ασύρματα συστήματα αισθητήρων. 17	
1.4 Η αξιοποίηση της συλλεγόμενης πληροφορίας. ....	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Εντοπισμός και Απομόνωση Βλαβών με Βάση Συλλεγόμενα Δεδομένα - Διαγνωστική Συντήρηση.....	20
2.1 Οι Στόχοι του Εντοπισμού και της Ταυτοποίησης των Αστοχιών.....	20
2.2 Αρχιτεκτονική για την Ανάπτυξη Διαγνωστικής και Προγνωστικής Φιλοσοφίας Συντήρησης.....	21
2.3 Είδη Μοντέλων για την Εφαρμογή Διαγνωστικής και Προγνωστικής Φιλοσοφίας Συντήρησης.....	22
2.4 Προσεγγίσεις Βασιζόμενες σε Συλλεγόμενα Δεδομένα.....	24
2.5 Προσεγγίσεις Βασιζόμενες σε Φυσικά Μοντέλα. ....	25
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Προγνωστική Προσέγγιση της Υπολειπόμενης Λειτουργικής Ζωής του Συστήματος.   28	
3.1 Εισαγωγή. ....	28
3.2 Προγνωστική Ανάλυση και Συντήρηση. ....	30

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

3.3 Προγνωστική Ανάλυση και ΥΛΖ.....	33
3.4 Μέθοδοι Εκτίμησης της ΥΛΖ.....	35
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Η Χρήση της Μηχανικής Μάθησης στη Διαγνωστική και Προγνωστική Ανάλυση.....	47
4.1. Εισαγωγή.....	47
4.2. Η Εξαγωγή Χαρακτηριστικών με τη Χρήση των Πεδίων του Χρόνου και των Συχνοτήτων.....	47
4.3. Επιλογή των Χαρακτηριστικών των Δεδομένων.....	53
4.4. Αλγόριθμοι Μοντελοποίησης με Βάση τα Δεδομένα.....	58
4.5. Αξιολόγηση του Μοντέλου Μηχανικής Μάθησης.....	63
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Παράδειγμα Εφαρμογής Διαγνωστικής Συντήρησης- Μελέτη Περίπτωσης Προγνωστικής Συντήρησης.....	68
5.1 Παράδειγμα Εφαρμογής Διαγνωστικής Συντήρησης: Το Πρόγραμμα Ανάπτυξης Ολοκληρωμένου Διαγνωστικού Συστήματος για τα Ελικόπτερα του Πολεμικού Ναυτικού των ΗΠΑ.....	68
5.2 Μελέτη Περίπτωσης Εκτίμησης της ΥΛΖ σε Κινητήρες Αεροσκαφών με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης.....	94
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Συμπεράσματα – Προτάσεις.....	111
6.1 Συμπεράσματα.....	111
6.2. Προτάσεις.....	114
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ.....	117

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το κόστος συντήρησης και υποστήριξης των σύνθετων και εν γένει όλων των ηλεκτρομηχανολογικών συστημάτων αποτελεί το μεγαλύτερο ποσοστό του κόστους κύκλου ζωής τους. Η μείωση του υπόψη κόστους συντελεί στην αύξηση της ανταγωνιστικότητας των επιχειρήσεων που τα χρησιμοποιούν.

Μια από τις μεθόδους που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη του υπόψη σκοπού είναι ο εκσυγχρονισμός της φιλοσοφίας συντήρησής τους, με τη χρήση της Τεχνολογίας Πληροφορίας και Επικοινωνιών και με στόχο η υπόψη φιλοσοφία να γίνει διαγνωστική και προγνωστική. Η εφαρμογή των υπόψη φιλοσοφιών συντήρησης παρουσιάζει πολλά πλεονεκτήματα, πέραν της μείωσης του κόστους, όπως για παράδειγμα, αύξηση της αξιοπιστίας, διαθεσιμότητας, συντηρησιμότητας και ασφάλειας χρήσης των συστημάτων.

Απαραίτητη προϋπόθεση για την εφαρμογή των προαναφερθέντων φιλοσοφιών είναι η ύπαρξη ικανού αριθμού πρωτογενών δεδομένων. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση κατάλληλων αισθητήρων, οι οποίοι παράγουν τα δεδομένα, τα οποία στη συνέχεια μπορούν να αποθηκευτούν και να επεξεργασθούν για την παραγωγή χρήσιμων πληροφοριών, όπως τον εντοπισμό και την ταυτοποίηση βλαβών ή την εκτίμηση της υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής ενός εξαρτήματος ή ενός συστήματος.

Ο εντοπισμός και ταυτοποίηση βλαβών μέσω των συλλεγόμενων δεδομένων ονομάζεται διαγνωστική συντήρηση, ενώ η εκτίμηση της υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής, προγνωστική. Οι υπόψη φιλοσοφίες καθίστανται όλο και σημαντικότερες καθώς αυξάνεται η ηλικία του χρησιμοποιούμενου εξοπλισμού.

Τα κυριότερα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των υπόψη φιλοσοφιών είναι αυτά που στηρίζονται μόνο σε καταγραφόμενα δεδομένα και εκείνα που βασίζονται σε κάποιο φυσικό μοντέλο.

Οι προσεγγίσεις με βάση τη φυσική συνδυάζουν ένα φυσικό μοντέλο αστοχίας με δεδομένα μετρήσεων για να προβλέψουν τη μελλοντική συμπεριφορά μιας δυσλειτουργίας και να προσδιορίσουν την υπολειπόμενη λειτουργική ζωή (ΥΛΖ) του συστήματος.

Αντίστοιχα αυτές που βασίζονται σε δεδομένα χρησιμοποιούν πληροφορίες που εξάγονται από τα συλλεγόμενα δεδομένα για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών της εξέλιξης μιας δυσλειτουργίας και την πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης του συστήματος.

Μια από τις τεχνικές που ακολουθείται για την εφαρμογή των μοντέλων διάγνωσης και πρόγνωσης, τα οποία βασίζονται στα δεδομένα, είναι αυτή της μηχανικής μάθησης.

Για την εφαρμογή της υπόψη τεχνικής ακολουθείται μια συγκεκριμένη μεθοδολογία: Εξαγωγή χαρακτηριστικών με χρήση των πεδίων του χρόνου και των συχνοτήτων εφόσον απαιτείται, οπτικοποίηση δεδομένων, επιλογή χαρακτηριστικών, επιλογή αλγόριθμου με τη

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης, ρύθμιση παραμέτρων του αλγορίθμου και τέλος πραγματοποίηση της διάγνωσης ή της εκτίμησης.

Η ανωτέρω μεθοδολογία αναλύεται μέσα από ένα παράδειγμα εφαρμογής σε ελικόπτερα του Ναυτικού των ΗΠΑ. Κρίνεται σκόπιμο να επισημανθεί ότι στην υπόψη περίπτωση η ανάλυση των δεδομένων οδήγησε σε αποτροπή μείζονος ατυχήματος μέσω της διάγνωσης βλάβης, η οποία δεν είχε εντοπιστεί από την εφαρμοζόμενη πολιτική συντήρησης.

Επίσης εφαρμόστηκε σε μια μελέτη περίπτωσης εκτίμησης της ΥΛΖ κινητήρων αεροσκαφών, μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προήλθαν από διαδικτυακό τόπο της NASA.

Από τα προαναφερθέντα καταδεικνύεται η σημασία ύπαρξης πρωτογενών δεδομένων, καθώς επίσης και η υψηλή αξία και το μεγάλο εύρος δυνατοτήτων που δύνανται να παράσχουν οι υπόψη φιλοσοφίες σε οργανισμούς που θα τις υιοθετήσουν, όπως π.χ. η σε πραγματικό χρόνο εκτίμηση της λειτουργικής κατάστασης των συστημάτων.

Ως εκ τούτου προτείνεται η υιοθέτηση των υπόψη φιλοσοφιών και πρακτικών από οργανισμούς και εταιρείες.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ABSTRACT

The cost of maintaining and supporting complex and generally all electromechanical systems constitutes the largest proportion of their life cycle cost. Reducing these costs helps to increase the competitiveness of companies using them.

One of the methods that may be used to achieve this goal is to modernize their maintenance philosophy, using Information and Communication Technology and aiming for this philosophy to become diagnostic and prognostic. Applying these maintenance concepts has many advantages beyond cost reduction, such as increasing reliability, availability, maintainability and system security.

A prerequisite, for the application of the aforementioned philosophies, is the existence of a sufficient number of primary data. This can be achieved by using suitable sensors that produce the data, which can then be stored and processed to produce useful information, such as locating and identifying faults or assessing the remaining useful life of a component or a system.

The isolation and identification of faults through the collected data is called diagnostic maintenance, while the estimation of the remaining useful life, predictive. These philosophies are becoming more and more important as the age of the used equipment increases.

The main models used to develop these philosophies are those based only on recorded data and those based on a physical model.

Physics-based approaches combine a physical failure model with measurement data to predict the future behavior of a malfunction and determine the remaining useful life (RUL) of the system.

Similarly, data based approaches use information extracted from the collected data to determine the characteristics of the evolution of a malfunction and to predict the future state of the system.

One of the techniques used to implement the data-based diagnosis and prognosis models is machine learning.

This technique is applied through a specific methodology as follows: Extraction of features using time and frequency domains if necessary, visualization of data, selection of features, selection of the most accurate predictive algorithm, configuration of the algorithm and finally diagnosis or assessment of RUL.

The above methodology is dealt with through an example of a US Navy helicopter application. It should be noted that in this case the analysis of the data led to the prevention

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

of a major accident through the diagnosis of a failure which was not detected by the applicable maintenance policy.

It has also been applied in a case study on the assessment of aircraft propulsion engines through machine learning algorithms. The data used came from a NASA website.

From the foregoing, the importance of the existence of primary data as well as the high value and the wide range of possibilities that these philosophies can provide to organizations that will adopt them, is presented (e.g. the real-time assessment of the operational status of the systems).

It is therefore proposed that these philosophies and practices should be adopted by organizations and companies.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Δεδομένα, μηχανική μάθηση, προγνωστική συντήρηση.



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ – ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ – ΑΦΙΕΡΩΣΕΙΣ

Κατά την παρακολούθηση του παρόντος Διατμηματικού Μεταπτυχιακού Προγράμματος κατέστη σαφές ότι η Τεχνολογία της Πληροφορίας και των Επικοινωνιών (ΤΠΕ) αποτελεί ισχυρό εργαλείο στα χέρια των επιχειρήσεων για την ανάπτυξη της ανταγωνιστικότητας και τον εκσυγχρονισμό τους.

Δεδομένου του γνωστικού υπόβαθρου ως μηχανικοί της ΠΑ, αναζητήθηκε, για την υπόψη εργασία, ένα πεδίο στο οποίο να μπορεί να εφαρμοστεί η ΤΠΕ, με σκοπό την αναβάθμιση των δυνατοτήτων και της ανταγωνιστικότητας εταιρειών και οργανισμών που διαθέτουν σύνθετα ηλεκτρομηχανολογικά συστήματα, όπως π.χ. τα αεροσκάφη, με την μετεξέλιξη της φιλοσοφίας συντήρησης που εφαρμόζουν σε διαγνωστική και προγνωστική.

Η αρωγή του επιβλέποντος καθηγητή στο σημείο αυτό ήταν καθοριστική, καθώς πρότεινε την εξέταση εφαρμογής μεθόδων μηχανικής μάθησης για την υλοποίηση της προαναφερθείσας μετάβασης.

*Ευχαριστούμε την Αγία Τριάδα και την Υπεραγία μας Θεοτόκο.*

*Η παρούσα εργασία αφιερώνεται στους γονείς, τους δασκάλους και καθηγητές μας και στις οικογένειές μας.*

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Είναι ευρέως γνωστό και αποδεκτό ότι το κόστος συντήρησης και εν γένει εν συνεχεία υποστήριξης των διαφόρων συστημάτων αποτελεί πολύ μεγάλο ποσοστό του συνολικού κόστους κύκλου ζωής τους.

Ως εκ τούτου η προσπάθεια μείωσης του υπόψη κόστους θα πρέπει να αποτελεί κυρίαρχη επιδίωξη των επιχειρήσεων προκειμένου να διατηρούν και να επαυξάνουν την ανταγωνιστικότητά τους.

Οι νέες τεχνολογίες πληροφορίας και επικοινωνιών (ΤΠΕ) δύνανται με την κατάλληλη αξιοποίηση να συντελέσουν σημαντικά στην επίτευξη του υπόψη στόχου.

Μια νέα φιλοσοφία, το e-maintenance, έχει πλέον αρχίσει να αναδύεται στην προσπάθεια να τεθούν τυποποιημένες βάσεις για τη χρήση της ΤΠΕ στη βελτίωση των διεργασιών υποστήριξης πολύπλοκων συστημάτων που απαιτούν υψηλή αξιοπιστία στη λειτουργική ζωή τους. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων συστημάτων είναι τα αεροσκάφη, τα πλοία, οι μονάδες παραγωγής ενέργειας, τα ιατρικά μηχανήματα κ.α.

Η συντήρηση που πραγματοποιείται σήμερα στην πλειοψηφία των υπόψη συστημάτων χαρακτηρίζεται από δύο κύρια στάδια:

α. Την προληπτική συντήρηση μέσω της εκτέλεσης προγραμματισμένων εργασιών σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα.

β. Την αποκατάσταση βλαβών όποτε και αν αυτές εμφανιστούν.

Το ανωτέρω πρόγραμμα συντήρησης παρουσιάζει ορισμένα σημαντικά μειονεκτήματα όπως:

- Η προληπτική συντήρηση πραγματοποιείται συνήθως νωρίτερα από τον πραγματικά απαιτούμενο χρόνο με στόχο να υπάρχει κάποιος συντελεστής ασφαλείας.

- Η προληπτική – προγραμματισμένη συντήρηση δεν εξατομικεύεται ανάλογα με τη χρήση του συγκεκριμένου συστήματος αλλά είναι ίδια για όλα τα συστήματα του ίδιου είδους.

- Η συντήρηση αποκατάστασης βλαβών πραγματοποιείται μετά την εκδήλωση συγκεκριμένης δυσλειτουργίας, η οποία μπορεί να προκαλέσει πολλές αρνητικές συνέπειες, από την αδυναμία χρήσης του συστήματος και τη μείωση της διαθεσιμότητάς του μέχρι ακόμα και την πρόκληση ατυχήματος με πιθανή απώλεια ανθρώπων.

Σε αντιδιαστολή με τα ανωτέρω, η φιλοσοφία του e-maintenance, η οποία αναλύεται σε διαγνωστική και προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης, εκμεταλλευόμενη την καταγραφή, σε πραγματικό χρόνο, της λειτουργίας του συστήματος με κατάλληλους αισθητήρες, προσπαθεί, μέσω της ανάλυσης των καταγεγραμμένων δεδομένων, να προσδιορίζει ένα

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

εξατομικευμένο πρόγραμμα συντήρησης, το οποίο θα εκτελείται ακριβώς στο χρόνο που απαιτείται. Παράλληλα επιδιώκεται να προβλέπονται έγκαιρα αστοχίες και βλάβες, με αποτέλεσμα να αυξάνεται η αξιοπιστία, η συντηρησιμότητα και η υποστηριξιμότητα, καθώς και να μειώνεται το συνολικό κόστος υποστήριξης του συστήματος, αυξάνοντας ταυτόχρονα την ασφάλεια χρήσης του.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## KYRIO ΜΕΡΟΣ

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Αισθητήρες και Συλλογή Δεδομένων.

#### 1.1 Η σημασία των αισθητήρων στη συντήρηση και η ανάγκη συλλογής των δεδομένων.

Οι διαγνωστικές και προγνωστικές απαιτήσεις για τη συντήρηση σύνθετων συστημάτων που διαθέτουν διάφορες επιχειρήσεις και οργανισμοί μπορούν να ικανοποιηθούν με αποδοτικό και χωρίς ρίσκο τρόπο με την ανάπτυξη τριών κυρίως τομέων. Ο πρώτος είναι μια υποδομή σε επίπεδο του συστήματος η οποία να είναι ικανή να ενοποιεί τα δεδομένα και τις πληροφορίες που παράγονται από διεσπαρμένα έξυπνα στοιχεία του συστήματος (αισθητήρες). Ο δεύτερος είναι η ύπαρξη δυνατότητας επικοινωνίας των συλλεγόμενων δεδομένων και πληροφοριών σε ένα κεντρικό σύστημα συλλογής, αποθήκευσης και επεξεργασίας και ειδικότερα η ανάπτυξη ασύρματων τεχνολογιών επικοινωνίας. Ο τρίτος, αλλά εξίσου σημαντικός, είναι η ανάπτυξη ενός πλαισίου λογισμικού το οποίο να έχει τη δυνατότητα αποδοτικού συνδυασμού και ενοποίησης επαναχρησιμοποιούμενων αλγορίθμων για τη επεξεργασία των συλλεγόμενων δεδομένων και πληροφοριών.

Η ανάπτυξη των υπόψη τριών τομέων συντελεί στη δημιουργία αξιόπιστων δομών, ικανών να προάγουν την εφαρμογή αποδοτικών διαγνωστικών και προγνωστικών φιλοσοφιών συντήρησης. Οι νέες αυτές δομές χαρακτηρίζονται επιπρόσθετα από την ικανότητά τους να εξελίσσονται, να επεκτείνονται και εν τέλει να προσαρμόζονται στις μεταβαλλόμενες λειτουργικές απαιτήσεις του οργανισμού ή της επιχείρησης. Βασική προϋπόθεση για την επίτευξη της προαναφερθείσας ευελιξίας είναι η χρήση ευρέως αποδεκτών προδιαγραφών και διεπαφών κατά την ανάπτυξη των συστημάτων ούτως ώστε να καθίσταται εφικτή η ενοποίηση και συνεργασία τους με άλλες εφαρμογές πληροφορίας και επικοινωνιών, όπως είναι για παράδειγμα τα διάφορα τμήματα μιας εφαρμογής ERP (π.χ. σχεδιασμός απαιτήσεων υλικών, ανθρώπινο δυναμικό, χρηματοοικονομικά, εφοδιασμός, παραγωγή κλπ.).

Οι απαιτήσεις καταγραφής και παρακολούθησης των δεδομένων λειτουργίας των διαφόρων μηχανημάτων ενός συστήματος, της επεξεργασίας και ανάλυσης των δεδομένων για την παραγωγή πληροφορίας και την μετέπειτα λήψη αποφάσεων για την εκδήλωση ενεργειών, μπορούν να καταγραφούν σε έναν κατάλογο ξεκινώντας από τις πιο βασικές δυνατότητες και καταλήγοντας στις πιο σύνθετες:

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

#### **ΠΙΝΑΚΑΣ 1.1 :**

1. Συλλογή και καταγραφή δεδομένων.
2. Οπτικοποίηση δεδομένων.
3. Ανίχνευση ανωμαλιών.
4. Διάγνωση βλαβών & δυσλειτουργιών – απομόνωση βλάβης.
5. Πρόβλεψη βλαβών.
6. Πρόβλεψη βλαβών και ανάληψη ενεργειών.
7. Πρόβλεψη υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής συστήματος και ανάληψη ενεργειών.
8. Δυναμική βελτιστοποίηση παραμέτρων λειτουργίας συστήματος/ πολυκριτηριακός έλεγχος και ανάληψη ενεργειών.
9. Προσαρμοζόμενα και αναδιαρθρώσιμα συστήματα.

*Ιεράρχηση δυνατοτήτων συστημάτων παρακολούθησης και πρόβλεψης βλαβών και υπολειπόμενου χρόνου λειτουργικής ζωής με αύξουσα σειρά πολυπλοκότητας, κόστους και οικονομικής ωφέλειας. (Discenzo, F.M., Loparo, K.A., Chung, D.,Twarowski, A.,, 2001)*

Ο κατάλογος ξεκινάει από την πιο βασική δυνατότητα απλής καταγραφής των δεδομένων μιας συγκεκριμένης διαδικασίας ή μηχανήματος μέχρι τη δυνατότητα ανάλυσης των δεδομένων για τη διαπίστωση μιας εμφανισθείσας βλάβης ή ακόμα και της πρόβλεψης μιας βλάβης που θα εμφανισθεί στο μέλλον ή του προσδιορισμού της υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής του συστήματος. Όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα του συστήματος, παρέχεται η δυνατότητα αντίδρασης σε πρωτοεμφανιζόμενες βλάβες ή αντίδρασης πριν την εκδήλωση μιας αναμενόμενης βλάβης. Η υψηλή πολυπλοκότητα, που ξεκινά από τα επίπεδα της διάγνωσης και πρόβλεψης, συνήθως απαιτεί την ενοποίηση και συγκριτική αξιολόγηση δεδομένων από πολλές πηγές, καθώς επίσης και την καλή γνώση της λειτουργίας των χρησιμοποιούμενων μηχανημάτων και της λειτουργικής τους κατάστασης.

Στη σημερινή εποχή παρατηρείται αυξανόμενη χρήση “έξυπνων” συσκευών. Έξυπνα υλικά μπορούν να βρεθούν στο δομικό επίπεδο, στο επίπεδο του αισθητήρα ή στο επίπεδο της συσκευής. Την παρούσα στιγμή δεν υφίσταται διεθνές πρότυπο για τους αισθητήρες, αλλά αυτό εκτιμάται ότι θα συμβεί στο κοντινό μέλλον. Το IEEE 1451 καθιερώνει ένα πρότυπο για τη διεπαφή των αισθητήρων με απώτερο στόχο να ωθήσει τη συλλογή δεδομένων, τους διεσπαρμένους αισθητήρες και τον έλεγχό τους, στην ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου ανοιχτού συστήματος, καθιερώνοντας ένα πλαίσιο λειτουργίας και τη δομή των δεδομένων για έξυπνους αισθητήρες. Στο πρότυπο αυτό συμπεριλαμβάνονται

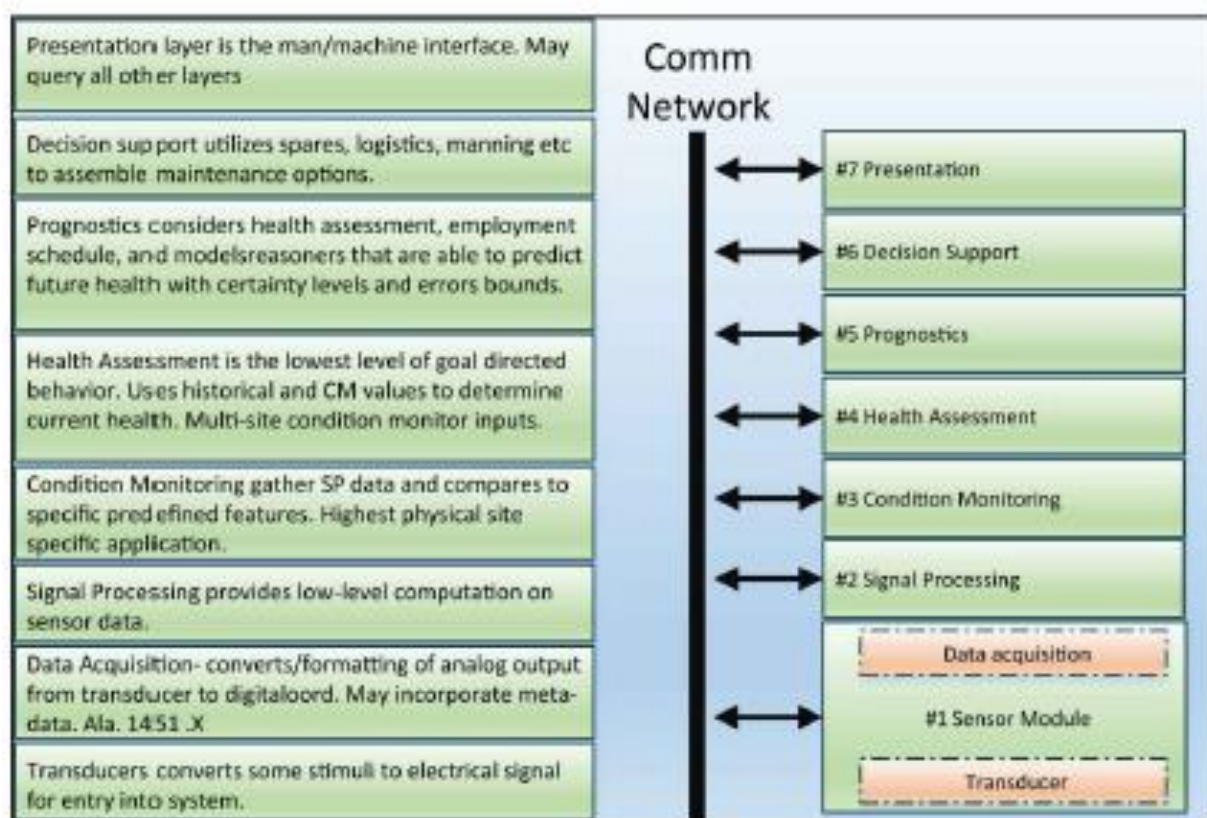
*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

προδιαγραφές που αφορούν την ταυτοποίηση των αισθητήρων, τη διακρίβωσή τους, την αποθήκευση των δεδομένων, την αντικατάστασή τους και την ολοκλήρωση του δικτύου (O'Mara, August 2000).

Παράλληλα, προτείνεται τα συλλεγόμενα δεδομένα να οργανώνονται σε μια ανοιχτή μορφή συμβατή με βιομηχανικά πρότυπα, όπως για παράδειγμα αυτή που ορίζεται από το Manufacturers Information Management Open Systems Alliance (MIMOSA) (Uday Kumar, Diego Galar, 2017) ή σε οποιαδήποτε άλλη μορφή είναι εύκολη στην ανάγνωση και χρήση (π.χ. σε μορφή MS EXCEL κλπ.).

Πιο πρόσφατα συγκροτήθηκε μια ομάδα από ακαδημαϊκά και επιχειρηματικά μέλη για την ανάπτυξη μιας αρχιτεκτονικής ανοιχτού συστήματος για τη συντήρηση με βάση την τρέχουσα κατάσταση του συστήματος (Open Systems Architecture for Condition Based Maintenance / OSA-CBM). Η προσπάθεια αυτή, βασιζόμενη στο πρότυπο της MIMOSA, κατέληξε στην πρόταση μιας αρχιτεκτονικής για εφαρμογή διαγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σε μηχανήματα, η οποία χαρακτηρίζεται από ανοιχτό σύστημα και πολλά επίπεδα, όπως καταγράφεται στην εικόνα 1.1. (Discenzo, F.M., Loparo, K.A., Chung, D., Twarowski, A., 2001). Η υιοθέτηση της υπόψη αρχιτεκτονικής σε συνδυασμό με τη χρήση “έξυπνων” αισθητήρων επιτρέπει την υλοποίηση διαγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σε μεγάλο πεδίο εφαρμογών (Discenzo, F.M., Loparo, K.A., Chung, D., Twarowski, A., 2001).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 1.1: Αρχιτεκτονική ανοιχτού συστήματος για τη συντήρηση με βάση την τρέχουσα λειτουργική κατάσταση (Discenzo, F.M., Loparo, K.A., Chung, D.,Twarowski, A., 2001).

## 1.2 Η χρήση των αισθητήρων παρέχει νέες δυνατότητες συντήρησης σύνθετων συστημάτων.

Η σημερινή εποχή χαρακτηρίζεται από την προσφορά πολλών έξυπνων συσκευών. Για παράδειγμα, οι θερμοστάτες αυτορυθμίζονται ανάλογα με τις συνθήκες του περιβάλλοντος, τα αυτοκίνητα μας προειδοποιούν για επικείμενες απαιτήσεις συντήρησης, τα συστήματα συναγερμών μπορούν να ενεργοποιηθούν ή να απενεργοποιηθούν από ένα έξυπνο κινητό τηλέφωνο, τα έξυπνα wristbands μετρούν τη βελτίωση της φυσικής κατάστασης του ανθρώπου κλπ.

Χάρη στο διαδίκτυο των πραγμάτων (Internet Of Things – IoT), οι ίδιες τεχνολογίες που έχουν αλλάξει τον τρόπο ζωής μας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση του τρόπου που διαχειριζόμαστε τις απαιτήσεις συντήρησης σε σύνθετα συστήματα (π.χ. βιομηχανικές γραμμές παραγωγής, μέσα μεταφοράς-αεροσκάφη – πλοία -τρένα, ιατρικά μηχανήματα, πυρηνικοί αντιδραστήρες κλπ). Για την επίτευξη της υπόψη βελτίωσης δεν

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

απαιτείται η αντικατάσταση των υφιστάμενων μηχανημάτων με νέα, ώστε να αποκομίσουμε τις προσφερόμενες ωφέλειες.

Γενικά, όσον αφορά στη συντήρηση σύνθετων συστημάτων, οι υφιστάμενες φιλοσοφίες συντήρησης κυμαίνονται από προληπτικές έως προβλεπτικές (Uday Kumar, Diego Galar, 2017). Σύμφωνα με την προληπτική φιλοσοφία, η συντήρηση προσεγγίζεται κυρίως ως αποκατάσταση των εμφανιζόμενων βλαβών – ως αντίδραση δηλαδή σε ένα εμφανιζόμενο πρόβλημα ή βλάβη καθώς και στην εκτέλεση προληπτικής συντήρησης βάσει προγραμματισμού ώστε να αποφευχθεί η εμφάνιση δυσλειτουργιών και βλαβών. Πιθανά μειονεκτήματα αυτής της προσέγγισης περιλαμβάνουν τον αυξημένο χρόνο καθήλωσης των επιμέρους μηχανημάτων και ως εκ τούτου γενικά των συστημάτων, για συντήρηση, καθυστερήσεις στην παραγωγή, χαμηλή αποδοτικότητα των συστημάτων, επιπρόσθετα κόστη, αυξημένα ποσοστά άχρηστων υλικών, χαμηλή ποιότητα, αυξημένο κόστος εγγυήσεων και ανακλήσεων υλικών, τα οποία καθιστούν ευνόητο ότι η υπόψη προσέγγιση δεν αποτελεί βέλτιστη πρακτική.

Από την άλλη πλευρά, σύμφωνα με τη φιλοσοφία συντήρησης με πρόβλεψη των βλαβών, η συντήρηση πραγματοποιείται βάσει συνεχούς ανάλυσης των κρίσιμων λειτουργικών χαρακτηριστικών του συστήματος με στόχο να προσδιοριστεί η κατάστασή του και να προβλεφθεί πότε θα απαιτηθεί να πραγματοποιηθεί συντήρηση. Τα βασικά πλεονεκτήματα αυτής της προσέγγισης είναι η συμβολή της στην πρόληψη μη αναμενόμενων αστοχιών των υλικών και η δυνατότητα ακριβούς προσδιορισμού του χρόνου εκτέλεσης και του είδους των εργασιών συντήρησης.

Μεταξύ των δύο ανωτέρω φιλοσοφιών βρίσκεται η φιλοσοφία συντήρησης με παρακολούθηση της κατάστασης του συστήματος (condition monitoring). Αυτή είναι μια πρακτική η οποία τα τελευταία χρόνια έχει αρχίσει να γίνεται θεμελιώδης στη διαχείριση της συντήρησης, χρησιμοποιώντας περιοδικές καταγραφές ώστε να αναλύσει και να προσδιορίσει τη λειτουργική κατάσταση των υλικών. Εφόσον εφαρμοστεί με πιστότητα, επιτρέπει την κατανόηση της μεταβολής των λειτουργικών παραμέτρων των υλικών με αποτέλεσμα τη δυνατότητα ανάλογης ενημέρωσης και βελτίωσης του προγράμματος συντήρησης.

Πιο συγκεκριμένα, με την φιλοσοφία παρακολούθησης της κατάστασης του συστήματος προσδιορίζονται τάσεις, που πιθανόν καταδεικνύουν μεταβολές στη λειτουργία και απόδοση των υλικών. Οι υπόψη μεταβολές σε πολλές περιπτώσεις χρησιμεύουν ως έγκαιρες προειδοποιήσεις αναδυόμενων προβλημάτων ή αστοχιών, τα οποία εάν αναγνωριστούν μπορούν να αποτελέσουν το σημείο έναρξης διορθωτικών ενεργειών, που θα προλάβουν την εμφάνιση αστοχιών καθώς και τις επιπτώσεις τους.



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Μέχρι σχετικά πρόσφατα, η μόνη επιλογή για την παρακολούθηση της κατάστασης των υλικών ήταν η καταγραφή των λειτουργικών χαρακτηριστικών από κάποιον άνθρωπο. Η υπόψη διαδικασία ήταν χρονοβόρος, επίπονη και ευάλωτη σε ανθρώπινα σφάλματα, ειδικά για οργανισμούς ή συστήματα με πολλά μηχανήματα, καθώς περιελάμβανε τον οπτικό έλεγχο των ενδείξεων και την καταγραφή τους σε φύλλα επεξεργασίας, όταν πολλές φορές τα συστήματα μέτρησης ήταν σε δυσπρόσιτα ή/και επικίνδυνα μέρη. Επιπρόσθετα, σε πολλές περιπτώσεις η προαναφερθείσα διαδικασία αποδεικνυόταν αναποτελεσματική στην πρόληψη μιας αστοχίας ή βλάβης.

Η χρήση των αισθητήρων αναδιαμορφώνει την υπόψη κατάσταση καθώς η τοποθέτησή τους για την παρακολούθηση χαρακτηριστικών όπως η θερμοκρασία, η πίεση, η ταχύτητα ροής διαφόρων υγρών (π.χ. καυσίμων), η ταλάντωση κλπ. παρέχει τη δυνατότητα εντοπισμού χαρακτηριστικών λειτουργικών καταστάσεων που υποδηλώνουν συγκεκριμένα προβλήματα.

Το κύριο όφελος από την εγκατάσταση αυτόματων συστημάτων αισθητήρων είναι η βελτίωση της αποδοτικότητας, καθώς επιτρέπει τη βελτιστοποίηση των διαδικασιών. Η υπόψη βελτίωση πραγματοποιείται σε δύο κυρίως τομείς. Καταρχάς εξαλείφεται η ανάγκη παρουσίας προσωπικού για να πραγματοποιεί τη συλλογή των δεδομένων από τους αισθητήρες, εξοικονομώντας πολύτιμες εργατοώρες και βελτιώνοντας την αποδοτικότητα του προσωπικού. Το σημαντικότερο όμως όφελος προκύπτει από την μείωση του χρόνου διακοπής της λειτουργίας του εξοπλισμού ή του συστήματος λόγω βλαβών ή συντήρησης.

Σύμφωνα με το υπουργείο Ενέργειας των ΗΠΑ, ελαχιστοποιώντας το χρόνο συντήρησης και αποκατάστασης βλαβών, μπορεί να αυξηθεί η διαθεσιμότητα μέχρι 30% και η αποδοτικότητα μέχρι 25% (Uday Kumar, Diego Galar, 2017). Αναγνωρίζοντας επικείμενα προβλήματα πριν αυτά εκδηλωθούν και διογκωθούν, οι οργανισμοί αποκτούν τη δυνατότητα να μειώσουν το κόστος συντήρησης και να αποφύγουν πιθανά επικίνδυνες καταστάσεις. (Calvo & Hannifin Parker Corporation, 2016).

### **1.3 Η εφαρμογή των αισθητήρων στην πράξη – ασύρματα συστήματα αισθητήρων.**

Όταν οι οργανισμοί κατανοήσουν τον τρόπο με τον οποίο οι αισθητήρες μπορούν να εφαρμοστούν στην πράξη για τη διαχείριση της συντήρησης και την παρακολούθηση της λειτουργικής κατάστασης των συστημάτων, διαπιστώνουν τα οφέλη που προκύπτουν. Εντούτοις, το επιπρόσθετο και συνήθως υψηλό κόστος επένδυσης για την εγκατάσταση και λειτουργία παραδοσιακών ενσύρματων συστημάτων αισθητήρων μπορεί να αποβεί απαγορευτικός παράγοντας για τη χρήση τους.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Τα ασύρματα συστήματα αποτελούν μια βιώσιμη εναλλακτική λύση. Καθώς οι απαιτήσεις των καταναλωτών εισάγουν την ασύρματη τεχνολογία όλο και περισσότερο στην καθημερινή ζωή, το κόστος προμήθειας ασύρματων αισθητήρων συνεχώς μειώνεται, ειδικά για υλικά που επικοινωνούν μέσω τεχνολογίας Bluetooth. Παράλληλα, η εφαρμογή τους είναι πιο οικονομική καθώς δεν απαιτούνται εξειδικευμένες γνώσεις και δημιουργία πολύπλοκων εγκαταστάσεων. Μόλις εγκατασταθεί, ένας ασύρματος αισθητήρας επιτρέπει την άμεση και εύκολη πρόσβαση σε δεδομένα από μια ποικιλία συνεργαζόμενων συσκευών μέσω εύχρηστου λογισμικού και εφαρμογών (Calvo & Hannifin Parker Corporation, 2016).

Η υπόψη δυνατότητα καθίσταται ακόμα σημαντικότερη εάν λάβουμε υπόψη ότι η συντριπτική πλειοψηφία των παραδοσιακών συστημάτων παραγωγής παγκοσμίως, αποτελείται από μηχανήματα τα οποία δεν διαθέτουν ενσωματωμένους αισθητήρες, σε αντίθεση με τα σύγχρονα μηχανήματα, τα οποία πλέον διαθέτουν ενσωματωμένη αντίστοιχη τεχνολογία. Ευτυχώς, με την ασύρματη τεχνολογία αισθητήρων δεν απαιτείται η αντικατάσταση των υφιστάμενων μηχανημάτων για να καταστεί δυνατή η μετάβαση της φιλοσοφίας συντήρησης από προληπτική σε παρακολούθηση της λειτουργικής κατάστασης (condition monitoring) ή ακόμα και σε πρόβλεψη των βλαβών. Η ασύρματη τεχνολογία είναι τόσο ευέλικτη και προσαρμόσιμη, που μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιοδήποτε χρονική στιγμή της λειτουργικής ζωής ενός μηχανήματος ή ενός συστήματος διαχείρισης της παραγωγής με την προσθήκη νέων κόμβων ελέγχου προκειμένου να επαυξηθεί η δυνατότητα παρακολούθησης και καταγραφής της κατάστασης των συστημάτων. Η υπόψη δυνατότητα δεν ήταν ευρέως διαθέσιμη στους οργανισμούς μόλις 5 χρόνια πριν (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

#### **1.4 Η αξιοποίηση της συλλεγόμενης πληροφορίας.**

Η συλλογή της πληροφορίας μέσω των αισθητήρων είναι θεμελιώδης προϋπόθεση για τον εκσυγχρονισμό της φιλοσοφίας συντήρησης, αλλά είναι μόνο η αρχή. Η άλλη προϋπόθεση για την ανάπτυξη μιας φιλοσοφίας συντήρησης που βασίζεται στην καταγραφή της λειτουργικής κατάστασης ενός συστήματος (condition monitoring) είναι το λογισμικό που αποθηκεύει, επεξεργάζεται και παρέχει πρόσβαση στα δεδομένα και τα αποτελέσματα μέσω πολλαπλών συσκευών. Το υπόψη λογισμικό μπορεί να παράγει πίνακες και διαγράμματα, που να μετατρέπουν τα δεδομένα σε οπτικά εύληπτα ερεθίσματα και να βοηθούν τη λήψη αποφάσεων όσον αφορά στη διοίκηση της συντήρησης ή να αποστέλλει ειδοποιήσεις ή μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου σε πραγματικό χρόνο, για να ενημερώνει τους χρήστες όταν επαληθεύονται συγκεκριμένες συνθήκες.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Η αποτελεσματική και πιστή εφαρμογή ενός συστήματος συντήρησης με βάση την παρακολούθηση της λειτουργικής κατάστασής του (ΠΛΚ) αποτελεί μια σταθερή βάση και τον πρόγονο της προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης (ΠΡ), λαμβάνοντας υπόψη ότι τα δεδομένα που συλλέγονται μέσω της ΠΛΚ είναι απολύτως απαραίτητα για την περαιτέρω ανάπτυξη της ΠΡ. Ως εκ τούτου για οργανισμούς που επιθυμούν τον εκσυγχρονισμό του συστήματος συντήρησής τους η εφαρμογή ενός συστήματος ΠΛΚ με την τοποθέτηση συστήματος αισθητήρων και την καταγραφή και ανάλυση των δεδομένων αποτελεί έναν υποχρεωτικό οδικό χάρτη προς την ΠΡ.

Στο σημείο αυτό κρίνεται σκόπιμο να αναφερθεί ότι πλέον η τεχνολογία δίνει τη δυνατότητα της παράλληλης επεξεργασίας και της συσχέτισης κατακερματισμένων δεδομένων, που συλλέγονται μέσω της φιλοσοφίας ΠΛΚ με δεδομένα από άλλους αισθητήρες ή και το διαδίκτυο, (π.χ. ένας οργανισμός μπορεί να συνδέσει την εμφάνιση κάποιας δυσλειτουργίας ενός συστήματος με τις εξωτερικές συνθήκες περιβάλλοντος ή κάποιον ανθρώπινο παράγοντα και να εξετάσει την ύπαρξη συσχέτισης μεταξύ των υπόψη δεδομένων).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Εντοπισμός και Απομόνωση Βλαβών με Βάση Συλλεγόμενα Δεδομένα - Διαγνωστική Συντήρηση.**

### **2.1 Οι Στόχοι του Εντοπισμού και της Ταυτοποίησης των Αστοχιών.**

Η διάγνωση αστοχιών είναι μια διαδικασία ανίχνευσης μιας δυσλειτουργίας μέσω της ταυτοποίησης των συμπτωμάτων της, εφαρμόζοντας τη γνώση που αποκομίζεται μέσω της ανάλυσης των αποτελεσμάτων διαφόρων δοκιμών. Η ακριβής διάγνωση αστοχιών σε πολύπλοκα συστήματα απαιτεί τη συλλογή δεδομένων μέσω αισθητήρων, την επεξεργασία τους με προηγμένους αλγόριθμους επεξεργασίας σήματος και τον προσδιορισμό των απαιτούμενων χαρακτηριστικών για την αποτελεσματική ταξινόμηση ή τον εντοπισμό βλαβών. Η έγκαιρη ταυτοποίηση των αστοχιών και η κατάλληλη εφαρμογή διορθωτικών ενεργειών μπορεί να αυξήσει την παραγωγικότητα και να μειώσει το κόστος συντήρησης σε διάφορες εφαρμογές. Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης (Machine Learning - ML) που περιλαμβάνουν προσδιορισμό και επιλογή χαρακτηριστικών από τα συλλεγόμενα δεδομένα και μέσω αυτών, ταξινόμηση των εμφανιζόμενων αστοχιών, προσφέρουν μια συστηματική προσέγγιση για τη διάγνωση βλαβών και μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε αυτοματοποιημένα ή μη επανδρωμένα περιβάλλοντα.

Τέτοια περιβάλλοντα συναντώνται πλέον όλο και συχνότερα σε βιομηχανικούς κλάδους, όπως η κατασκευή υλικών, η αυτοκινητοβιομηχανία, η ναυτιλία και η αεροδιαστημική. Στους υπόψη τομείς η χρήση των μεθόδων μηχανικής μάθησης έχει ως στόχο τη μεγιστοποίηση της διαθεσιμότητας των μέσων και του εξοπλισμού και την ελαχιστοποίηση του κόστους συντήρησης και λειτουργίας (Vijayaraghavan L, 2010).

Η διάγνωση σφαλμάτων αποτέλεσε αντικείμενο πολλών ερευνών κατά τις τελευταίες δεκαετίες. Ερευνητές σε πολύ διαφορετικούς κλάδους όπως η ιατρική, η μηχανική, η επιστήμη, οι επιχειρήσεις και η χρηματοοικονομική έχουν αναπτύξει μεθοδολογίες για την ανίχνευση αστοχιών ή δυσλειτουργιών, τον εντοπισμό του υλικού ή αντικειμένου σε ένα σύστημα / διαδικασία που παρουσιάζει αστοχία και τον προσδιορισμό των πιθανών επιπτώσεων του ελαττωματικού υλικού στη λειτουργική κατάσταση του συστήματος. Πιο πρόσφατα, οι δραστηριότητες έρευνας και ανάπτυξης (E&A) αυξήθηκαν λόγω της ανάγκης διατήρησης του υφιστάμενου εξοπλισμού και της βελτίωσης της αξιοπιστίας και της διαθεσιμότητάς του.

Για παράδειγμα, εδώ και αρκετά χρόνια, το Πολεμικό Ναυτικό των ΗΠΑ ξεκίνησε ένα ολοκληρωμένο σύστημα διαγνωστικής υποστήριξης, το οποίο περιελάμβανε διάγνωση

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

αστοχιών, ανατροφοδότηση δεδομένων, προσδιορισμό προδρόμων χαρακτηριστικών των βλαβών και ως ένα βαθμό δυνατότητα πρόγνωσης των βλαβών (Rosenberg B.J., 1989). Το πρόγραμμα συντήρησης βασιζόμενο στην κατάσταση του συστήματος (Condition Based Maintenance – CBM) που αναπτύχθηκε, στόχευε στην προαγωγή της ασφάλειας και της οικονομικής βιωσιμότητας των συστημάτων του Πολεμικού Ναυτικού και των Πεζοναυτών των ΗΠΑ. Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκε, εγκαταστάθηκε και δοκιμάστηκε επιτυχώς ένα ολοκληρωμένο σύστημα που επεξεργάζεται τα δεδομένα των αισθητήρων από ένα ψυκτικό συγκρότημα πλοίου, εκτιμά την κατάσταση του συστήματος και παρέχει έγκαιρη ανίχνευση σφαλμάτων μέσω της πρόβλεψης του πιθανής Υπολειπόμενης Λειτουργικής Ζωής (ΥΛΖ) του συστήματος μέχρι την εμφάνιση βλάβης (Hadden G, Bergstrom P, Bennett B, Vachtsevanos G, Van Dyke J, May 9–12, 1999 ).

## 2.2 Αρχιτεκτονική για την Ανάπτυξη Διαγνωστικής και Προγνωστικής Φιλοσοφίας Συντήρησης.

Πρόσφατα, η πρωτοβουλία για την αρχιτεκτονική ανοικτών συστημάτων (OSA), όσον αφορά στην ανάπτυξη φιλοσοφίας συντήρησης με βάση τη λειτουργική κατάσταση (CBM) πρότεινε επτά επίπεδα για την ολοκλήρωση της υπόψη φιλοσοφίας: Καταγραφή των δεδομένων, επεξεργασία των δεδομένων - σημάτων, παρακολούθηση της κατάστασης (Condition Monitoring - CM), αξιολόγηση της κατάστασης – διαπίστωση ύπαρξης τυχόν βλαβών, πρόγνωση του πιθανού υπολειπόμενου χρόνου λειτουργίας, υποστήριξη λήψης αποφάσεων για το βέλτιστο χρόνο και τρόπο υλοποίησης εργασιών συντήρησης και τέλος παρουσίαση των αποτελεσμάτων στους χρήστες.

Το προτεινόμενο επίπεδο υποστήριξης αποφάσεων ενσωματώνει πληροφορίες από το επίπεδο πρόγνωσης του πιθανού υπολειπόμενου χρόνου λειτουργίας, από εξωτερικούς περιορισμούς, στόχους, οικονομικά κίνητρα κλπ.

Όσον αφορά στην εκτέλεση των λειτουργιών των επιπέδων αξιολόγησης της κατάστασης – διαπίστωσης ύπαρξης τυχόν βλαβών και πρόγνωσης του πιθανού υπολειπόμενου χρόνου λειτουργίας, υφίσταται μια πληθώρα προτεινόμενων αλγορίθμων, όπως π.χ. δίκτυα του Bayes, παλινδρόμηση κινούμενου μέσου, μηχανές πεπερασμένων καταστάσεων, μοντέλα αλυσίδας Markov, νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική (fuzzy logic) και γενετικοί αλγόριθμοι.

Οι σύγχρονοι διαγνωστικοί αλγόριθμοι απαιτούν πολύ μεγάλες βάσεις δεδομένων στις οποίες συλλέγονται δεδομένα από πολλαπλά και ποικίλα συστήματα αισθητήρων. Τα δεδομένα εξάγονται από τις βάσεις δεδομένων με τη μορφή χαρακτηριστικών ή δεικτών

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

κατάστασης και χρησιμοποιούνται ως εισερχόμενα σε διαγνωστικούς αλγορίθμους των οποίων ο στόχος είναι να διαπιστώσουν επικείμενες συνθήκες αστοχίας. Η διάγνωση και πρόγνωση της κατάστασης του συστήματος μέσω μηχανικής μάθησης (ML) προτείνεται να περιλαμβάνει μια αρχιτεκτονική, με τις ακόλουθες κύριες ενότητες:

1. Ένα σύστημα αισθητήρων για τη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων από κρίσιμες μεταβλητές και παραμέτρους της λειτουργίας.
2. Ένα επίπεδο υπολογισμού των επιπτώσεων και ανάλυσης κρισιμότητας καταστάσεων αστοχίας, το οποίο προτεραιοποιεί τις βλάβες ανάλογα με τη συχνότητα εμφάνισης και τη σοβαρότητα της πιθανής αστοχίας και καταγράφει συστηματικά τις σχέσεις μεταξύ αιτίας και εμφάνισης βλαβών.
3. Έναν αλγόριθμο αναγνώρισης λειτουργίας που προσδιορίζει την τρέχουσα λειτουργική κατάσταση του συστήματος συσχετίζοντας χαρακτηριστικά εσφαλμένης λειτουργίας με τις τρέχουσες συνθήκες λειτουργίας.
4. Έναν αλγόριθμο εξαγωγής χαρακτηριστικών που επιλέγει ή/και εξάγει από ακατέργαστα δεδομένα τα χαρακτηριστικά ή τους δείκτες κατάστασης, που πρέπει να χρησιμοποιούνται από το επίπεδο διάγνωσης.
5. Το επίπεδο διάγνωσης που αξιολογεί, από τη λήψη δεδομένων μετρήσεων μέσω δικτύου, την τρέχουσα κατάσταση κρίσιμων εξαρτημάτων του συστήματος.
6. Το επίπεδο πρόγνωσης που εκτιμά την πιθανή ΥΛΖ (Remaining Useful Life - RUL) ενός ελαττωματικού στοιχείου / υποσυστήματος.
7. Έναν αλγόριθμο προγραμματισμού συντήρησης, ο οποίος έχει ως στόχο να προγραμματίζει τις εργασίες συντήρησης χωρίς να επηρεάζει αρνητικά τη συνολική λειτουργία του συστήματος (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

## **2.3 Είδη Μοντέλων για την Εφαρμογή Διαγνωστικής και Προγνωστικής Φιλοσοφίας Συντήρησης.**

Η φιλοσοφία συντήρησης με βάση την τρέχουσα κατάσταση του συστήματος (CBM), είναι μια στρατηγική συντήρησης που προσφέρει πολλά οφέλη, όπως αναφέρθηκαν παραπάνω, στην οποία τα προβλεπόμενα και υλοποιούμενα προγράμματα συντήρησης βασίζονται στα αποτελέσματα που παρέχονται από την αντίστοιχη διαγνωστική και προγνωστική ανάλυση. Η διαγνωστική ανάλυση προσδιορίζει την κατάσταση του συστήματος μέσω ανίχνευσης τυχόν βλαβών, τις οποίες στη συνέχεια απομονώνει και ταυτοποιεί, χρησιμοποιώντας δεδομένα που συλλέγονται από τους κατάλληλους αισθητήρες.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Τα δεδομένα αυτά είναι σημαντικά τόσο για τη διαγνωστική όσο και για την προγνωστική ανάλυση και ταξινομούνται σε δύο τύπους:

α. Δεδομένα καταγραφής αστοχιών ή δεδομένα ολοκληρωμένης λειτουργίας μέχρι και την τελική αστοχία και

β. Δεδομένα κατά τη φυσιολογική λειτουργία του συστήματος.

Τα δεδομένα που καταγράφονται κατά την φυσιολογική λειτουργία του συστήματος, συγκρινόμενα με δεδομένα που παρουσιάζουν τη λειτουργία μετά την εμφάνιση κάποιας βλάβης, παρέχουν πληροφορίες σχετικά με το βαθμό των τυχόν υφιστάμενων δυσλειτουργιών, όπως π.χ. η φθορά κάποιου υλικού, το μέγεθος μιας ρωγμής, το μέγεθος των δονήσεων – ταλαντώσεων κάποιου υποσυστήματος ή την ποσότητα μετάλλου μέσα στο λιπαντικό ενός κινητήρα. Μερικές τέτοιου είδους πληροφορίες είναι άμεσες, όπως το μέγεθος μιας ρωγμής, ενώ άλλες είναι έμμεσες, όπως τα ίχνη μετάλλου μέσα στο λιπαντικό. Στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται έμμεσες πληροφορίες, απαιτείται αρχικά μια διαδικασία ποσοτικοποίησης των υφιστάμενων δυσλειτουργιών ώστε στη συνέχεια να ακολουθήσει η διαγνωστική ανάλυση (An D, Kim N.H, Choi J., 2015).

Μέχρι σήμερα, έχουν υπάρξει αρκετές αναθεωρήσεις των διαγνωστικών μεθόδων και αρκετές δημοσιεύσεις όσον αφορά στη διαγνωστική ανάλυση, την επεξεργασία σήματος και την ποσοτικοποίηση δυσλειτουργιών.

Σε γενικές γραμμές, οι διαγνωστικές και προγνωστικές μέθοδοι μπορούν να ταξινομηθούν σε 3 κατηγορίες:

α. Σε αυτές που στηρίζονται μόνο σε καταγραφόμενα δεδομένα.

β. Σε αυτές που βασίζονται σε κάποιο φυσικό μοντέλο που αντικατοπτρίζει τη συμπεριφορά του συστήματος.

γ. Σε αυτές που υιοθετούν την υβριδική προσέγγιση και αξιοποιούν στοιχεία και από τις δύο προηγούμενες κατηγορίες.

Στις μεθόδους που στηρίζονται σε καταγραφόμενα δεδομένα, χρησιμοποιούνται πληροφορίες από δεδομένα που συλλέχθηκαν σε προηγούμενο χρόνο (δεδομένα εκπαίδευσης του αλγόριθμου) για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών της τρέχουσας κατάστασης δυσλειτουργίας και την πρόβλεψη της μελλοντικής τάσης.

Οι προσεγγίσεις που βασίζονται στη φυσική προϋποθέτουν την ύπαρξη ενός φυσικού μοντέλου που περιγράφει τη συμπεριφορά και τις αναμενόμενες τιμές καταγραφών των αισθητήρων του συστήματος σε κατάσταση δυσλειτουργίας ή βλάβης. Οι υπόψη προσεγγίσεις συνδυάζουν το φυσικό μοντέλο με τις καταγραφόμενες τιμές των αισθητήρων για να προσδιορίσουν την τρέχουσα λειτουργική κατάσταση του συστήματος καθώς και να προβλέψουν τη μελλοντική τάση μεταβολής των παραμέτρων.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Υπάρχουν δύο κύριες διαφορές μεταξύ των δύο προσεγγίσεων: α) Η προϋπόθεση διαθεσιμότητας ενός φυσικού μοντέλου και β) η χρήση δεδομένων μάθησης για να προσδιοριστούν τα χαρακτηριστικά της κατάστασης δυσλειτουργίας ή/και αστοχίας.

## **2.4 Προσεγγίσεις Βασιζόμενες σε Συλλεγόμενα Δεδομένα.**

Οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα χρησιμοποιούν πληροφορίες που εξάγονται από τα συλλεγόμενα δεδομένα για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών της εξέλιξης μιας δυσλειτουργίας και την πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης του συστήματος χωρίς τη χρήση κάποιου φυσικού μοντέλου. Αντ' αυτού, χρησιμοποιούνται μαθηματικά μοντέλα και σταθμιζόμενες παράμετροι, που καθορίζονται από τα, συλλεγόμενα από διάφορες λειτουργικές καταστάσεις, δεδομένα μάθησης.

Οι προσεγγίσεις με βάση τα δεδομένα εξαρτώνται από την ύπαρξη τάσης, η οποία συχνά παρουσιάζει ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό κοντά στο τέλος της λειτουργικής ζωής του συστήματος. Η ύπαρξη των υπόψη ιδιαίτερων χαρακτηριστικών, επιτρέπει με σχετικά μεγάλη βεβαιότητα την εκτίμηση της συμπεριφοράς τους συστήματος στο εγγύς μέλλον, ειδικά προς το τέλος της ζωής του (An D, Kim N.H, Choi J., 2015).

Οι προσεγγίσεις αυτές χωρίζονται γενικά σε δύο κατηγορίες:

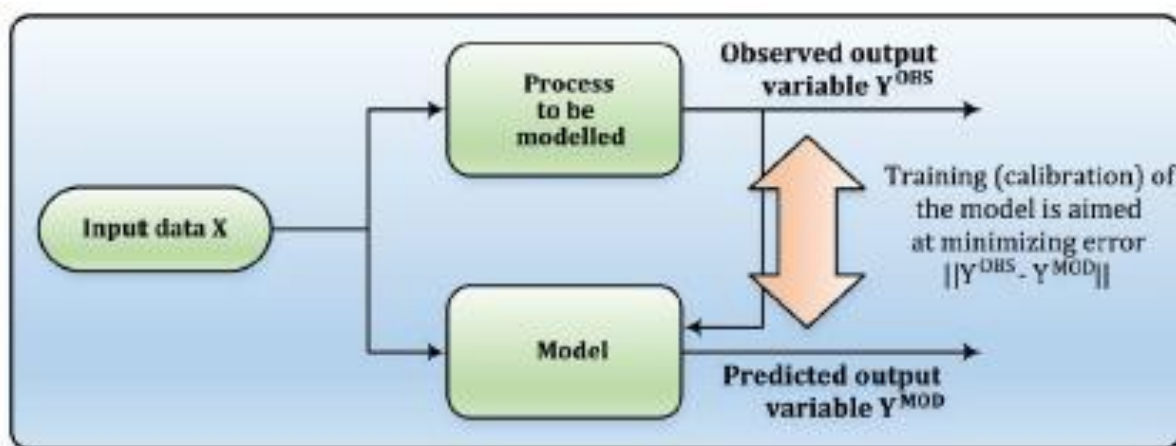
1. Προσεγγίσεις τεχνητής νοημοσύνης (AI), που συμπεριλαμβάνουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (π.χ. νευρωνικά δίκτυα - NN) και
2. Τις στατιστικές προσεγγίσεις π.χ. παλινδρόμηση ελαχίστων τετραγώνων κλπ.

Τα μοντέλα των παραπάνω προσεγγίσεων μπορούν να χωριστούν σε φυσικά, μαθηματικά και εμπειρικά. Η τελευταία κατηγορία μοντέλων, σε αντίθεση με τις πρώτες δύο, περιλαμβάνει μαθηματικές εξισώσεις που δεν προέρχονται από ανάλυση φυσικών διεργασιών αλλά από ανάλυση χρονοσειρών δεδομένων. Πρόσφατες εξελίξεις στην υπολογιστική νοημοσύνη, ειδικά στον τομέα της μηχανικής μάθησης, έχουν διευρύνει σημαντικά τις ικανότητες της εμπειρικής μοντελοποίησης. Το πεδίο που περιλαμβάνει αυτές τις νέες προσεγγίσεις ονομάζεται Μοντελοποίηση Βάσει Δεδομένων (ΜΔΒ) (Data Driven Modeling - DDM). Όπως υποδηλώνει και το όνομα, η ΜΔΒ βασίζεται στην ανάλυση των δεδομένων που συλλέγονται σε διάφορες καταστάσεις λειτουργίας ενός συστήματος και συγκεκριμένα στην εύρεση σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών κατάστασης του συστήματος (εισροές, εσωτερικές μεταβλητές και μεταβλητές εξόδου) χωρίς σαφή γνώση της φυσικής συμπεριφοράς του συστήματος. Αυτές οι μέθοδοι αντιπροσωπεύουν τη μεγάλη πρόοδο που έχει συντελεσθεί στον τομέα της συμβατικής εμπειρικής μοντελοποίησης και περιλαμβάνει συνεισφορές από τα ακόλουθα επικαλυπτόμενα πεδία: Τεχνητή και Υπολογιστική νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση και Εξόρυξη Δεδομένων.



«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Η Μοντελοποίηση Βάσει Δεδομένων χρησιμοποιεί μεθόδους υπολογιστικής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης για τη δημιουργία μοντέλων που συμπληρώνουν ή αντικαθιστούν φυσικά μοντέλα. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για τον προσδιορισμό μιας συνάρτησης – σχέσης μεταξύ των εισαγόμενων δεδομένων και των εξαγόμενων αποτελεσμάτων που αντικατοπτρίζουν την κατάσταση ενός συστήματος. Προκειμένου να προσδιοριστεί η ζητούμενη συνάρτηση είναι απαραίτητη η χρήση ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, τα οποία θα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά του συνόλου της συμπεριφοράς του συστήματος (Εικόνα 2.1.). Μόλις δημιουργηθεί το μοντέλο, δηλαδή μόλις προσδιοριστεί η ζητούμενη συνάρτηση, στη συνέχεια μπορεί να δοκιμαστεί η επίδοση γενίκευσής του, χρησιμοποιώντας ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων εισόδου και εξόδου, τα οποία δε χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης, ώστε να καθοριστεί το σφάλμα του μοντέλου σε αυτά τα δεδομένα.



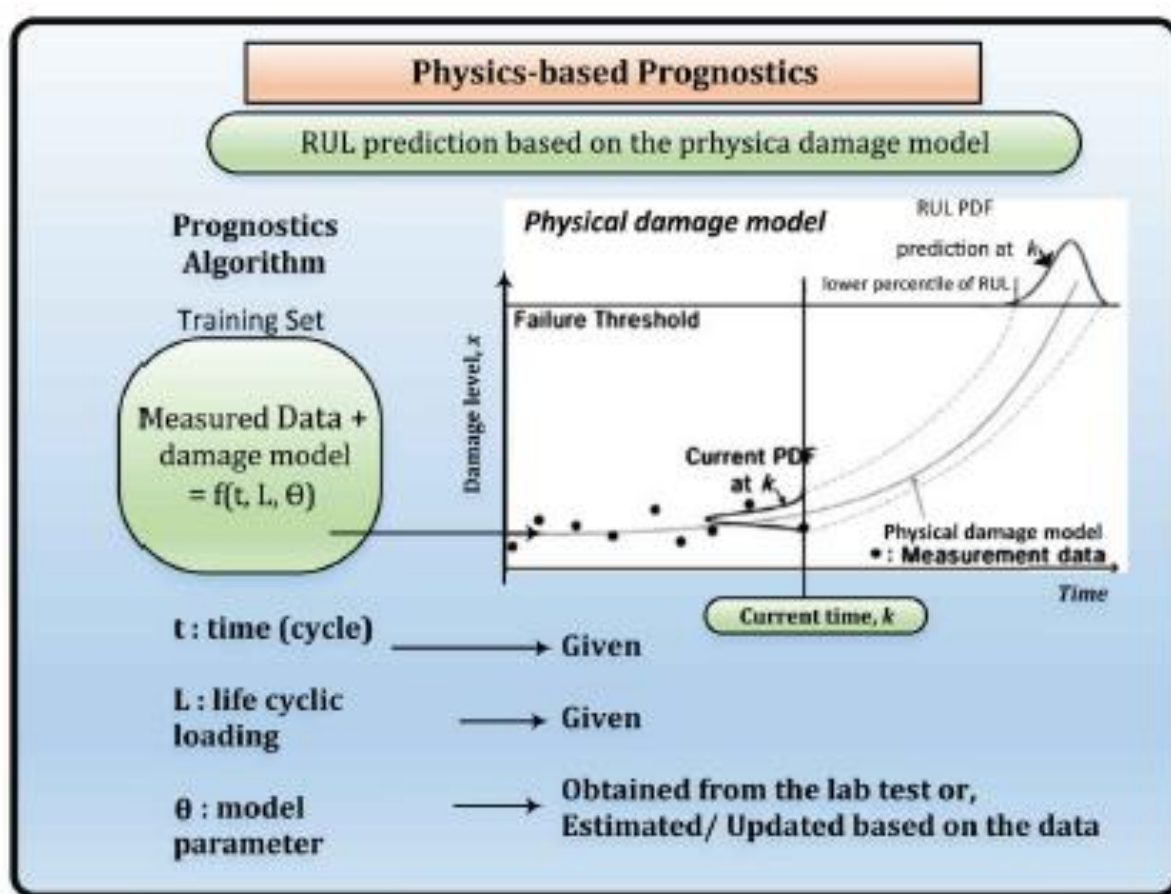
Εικόνα 2.1: Γενική προσέγγιση της μοντελοποίησης (Abrahart R.J, See L.M, Solomatine D.P, 2008).

## 2.5 Προσεγγίσεις Βασιζόμενες σε Φυσικά Μοντέλα.

Οι προσεγγίσεις με βάση τα φυσικά μοντέλα συνδυάζουν ένα φυσικό μοντέλο αστοχίας με δεδομένα μετρήσεων για να προβλέψουν τη μελλοντική συμπεριφορά μιας δυσλειτουργίας ή μιας αστοχίας και να προσδιορίσουν την υπολειπόμενη λειτουργική ζωή (ΥΛΖ) του συστήματος, όπως φαίνεται στην εικόνα 2.2. Η συμπεριφορά του φυσικού μοντέλου εξαρτάται από τις παραμέτρους που λαμβάνονται από εργαστηριακά πειράματα ή που εκτιμώνται σε πραγματικό χρόνο, με βάση μετρούμενα δεδομένα κατά τη λειτουργία του συστήματος. Η πρόβλεψη της ΥΛΖ υπολογίζεται αυξάνοντας το επίπεδο φθοράς του συστήματος μέχρι να φθάσει ένα προκαθορισμένο όριο, όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 2.2.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Οι βασιζόμενες σε φυσικά μοντέλα προσεγγίσεις, παρουσιάζουν πλεονεκτήματα στην πρόβλεψη της μακροχρόνιας συμπεριφοράς των αστοχιών. Παρά ταύτα, θα πρέπει αρχικά να πραγματοποιείται μια επικύρωση του μοντέλου, καθώς τα περισσότερα στηρίζονται σε υποθέσεις και προσεγγίσεις. Υπάρχει μεγάλο εύρος βιβλιογραφίας όσον αφορά στην επικύρωση των μοντέλων χρησιμοποιώντας στατιστικές μεθόδους, όπως τα υποθετικά τεστ ή η μέθοδος Bayesian (Oden J.T, Prudencio E.E, Bauman P.T, 2013), (Rebba R, Mahadevan S, Huang S, 2006), (Sargent R.G, 2013), (Ling Y, Mahadevan S, 2013).



Εικόνα 2.2: Προγνωστική Προσέγγιση με βάση το φυσικό μοντέλο. PDF, probability density function; RUL, remaining useful life (An D, Kim N.H, Choi J., 2015).

Γενικά, καθώς η πολυπλοκότητα του μοντέλου αυξάνεται, αυξάνεται και ο αριθμός των παραμέτρων του μοντέλου και ως εκ τούτου η εκτίμηση των παραμέτρων γίνεται δυσκολότερη. Εντούτοις, πρόσφατα ο Corpe έδειξε ότι η ακρίβεια ενός μοντέλου μπορεί να παραμείνει σταθερή προσδιορίζοντας ισοδύναμες παραμέτρους ενός πιο απλού μοντέλου (Corpe A, Pais M.J, Haftka R.T, Kim N.H, 2012).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Ο Corpe χρησιμοποίησε ένα απλό μοντέλο Paris ( $\frac{da}{dN} = Co(\Delta K)^n$ ), που περιγράφει την ταχύτητα διάδοσης μιας ρωγμής, με έναν υποθετικό συντελεστή έντασης της τάσης ( $\Delta K$ ) για να προβλέψει τη διάδοση ρωγμών σε πολύπλοκες γεωμετρίες στις οποίες είναι πολύ δύσκολο να υπολογιστεί ο υπόψη συντελεστής. Παρόλο που αυτή η ανάλυση περιορίζεται στην περίπτωση που το σύνθετο και το απλό μοντέλο παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά, παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα, καθώς μειώνει σημαντικά τις απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ για την πραγματοποίηση της πρόβλεψης, μειώνοντας τους απαιτούμενους πόρους και καθιστώντας εφικτό τον σε πραγματικό χρόνο προσδιορισμό της λειτουργικής κατάστασης του συστήματος και τον υπολογισμό της ΥΛΖ.

Συχνά οι δύο προσεγγίσεις μπορούν να συνδυαστούν. Για παράδειγμα, τα τελευταία χρόνια η δομική ακεραιότητα κρίσιμων συστημάτων, όπως τα αεροσκάφη, προσελκύει σημαντικό ενδιαφέρον από το πεδίο της φιλοσοφίας συντήρησης με βάση την κατάσταση του υλικού. Η προσοχή εστιάστηκε κυρίως σε μοντέλα υπολογισμού της δημιουργίας και διάδοσης των ρωγμών. Παράλληλα, τρισδιάστατα μοντέλα πεπερασμένων στοιχείων, όπως το ANSYS, το FRANC-3D και το FASTRAN (Newman J.C, 1992) χρησιμοποιούνται συστηματικά για την αναζήτηση αποτελεσματικών και αποδοτικών εργαλείων μοντελοποίησης, που αποτυπώνουν με ακρίβεια τη συμπεριφορά μιας ρωγμής ενός δομικού στοιχείου υπό συνθήκες φόρτισης ή/και διάβρωσης (Vachtsevanos G, Lewis F, Roemer M, Hess A, Wu B, 2006).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Προγνωστική Προσέγγιση της Υπολειπόμενης Λειτουργικής Ζωής του Συστήματος.

### 3.1 Εισαγωγή.

Η συντήρηση των παραγωγικών συστημάτων και όλων των τύπων μηχανημάτων και περιουσιακών στοιχείων καθίσταται ολοένα και πιο σημαντική σε κάθε τομέα των επιχειρήσεων. Οι βιομηχανίες θέλουν να βελτιώσουν τις τεχνικές συντήρησης που εφαρμόζουν, προκειμένου να αυξήσουν τη διάρκεια ζωής του εξοπλισμού τους. Όλος ο εξοπλισμός υποβαθμίζεται με την πάροδο του χρόνου, καθώς λειτουργεί υπό κάποια τάση ή φορτίο στο πραγματικό περιβάλλον, δημιουργώντας έτσι την απαίτηση εργασιών συντήρησης όλο και πιο συχνά καθώς αυξάνεται η ηλικία του.

Η συντήρηση συνδυάζει διάφορες μεθόδους, εργαλεία και τεχνικές σε μια προσπάθεια μείωσης του κόστους με παράλληλη αύξηση της αξιοπιστίας, της διαθεσιμότητας και της ασφάλειας του εξοπλισμού και των ανθρώπων που τον χειρίζονται ή τον χρησιμοποιούν (Dragomir, O.E., Gouriveau, R., Dragomir, F., Minca, E., Zerhouni, N, September 2009).

Ο συνηθέστερος τύπος συντήρησης είναι η διορθωτική συντήρηση (που ονομάζεται επίσης μη προγραμματισμένη συντήρηση ή συντήρηση μετά από την αστοχία), η οποία πραγματοποιείται μόνο μετά από την εμφάνιση κάποιας βλάβης.

Με τη φιλοσοφία προληπτικής συντήρησης (ονομάζεται επίσης και προγραμματισμένη συντήρηση) σε προκαθορισμένα χρονικά σημεία προσδιορίζονται περιοδικά χρονικά διαστήματα, με την παρέλευση των οποίων εκτελούνται προληπτικές ενέργειες συντήρησης ανεξάρτητα από την λειτουργική κατάσταση ενός μηχανήματος ή συστήματος.

Με την ταχεία ανάπτυξη της σύγχρονης τεχνολογίας, τα προϊόντα έχουν γίνει όλο και πιο σύνθετα, ενώ παράλληλα το αγοραστικό κοινό απαιτεί καλύτερη ποιότητα και υψηλότερη αξιοπιστία. Το γεγονός αυτό αυξάνει το κόστος της προληπτικής συντήρησης, η οποία αντικατοπτρίζει πλέον ένα πολύ σημαντικό μέρος του κόστους κύκλου ζωής πολλών μηχανημάτων. Ως εκ τούτου, πολλές εταιρείες επιδιώκουν την εφαρμογή μιας άλλης πιο σύγχρονης, σε σχέση με τις προαναφερθείσες, πολιτικής, τη συντήρηση βάσει της λειτουργικής κατάστασης (ΣΒΛΚ - Condition Based Maintenance - CBM).

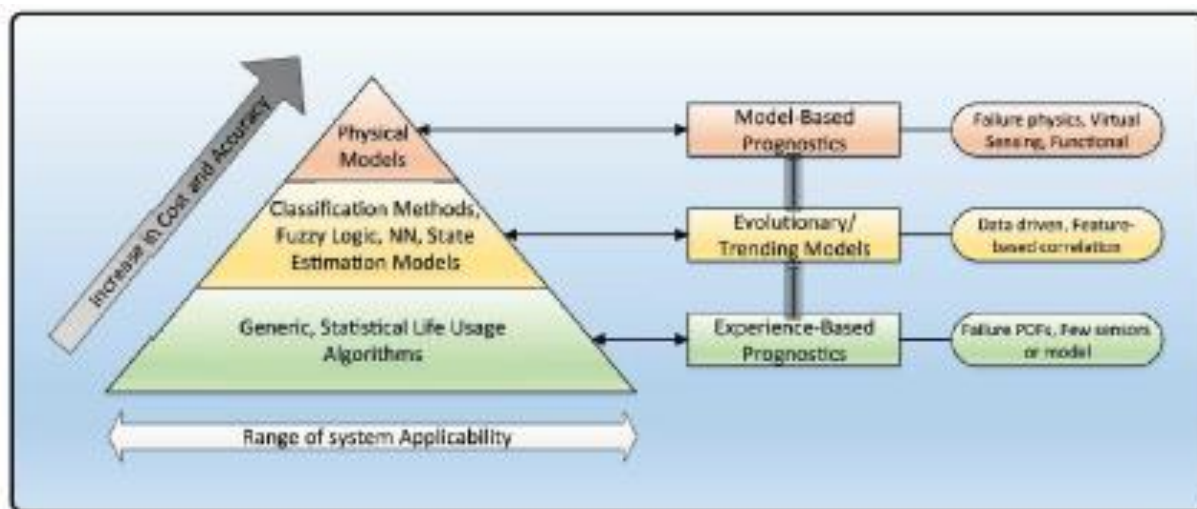
Η ΣΒΛΚ σχεδιάζεται με τέτοιο τρόπο ώστε να αποφεύγεται η εκτέλεση περιττών εργασιών συντήρησης. Η προγνωστική ανάλυση ενός συστήματος αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο ενός προγράμματος ΣΒΛΚ και παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον τόσο για τη βιομηχανία όσο και για τις ερευνητικές κοινότητες, καθώς μέσω αυτής παρέχεται η δυνατότητα σημαντικής βελτίωσης της αποδοτικότητας ενός προγράμματος συντήρησης. Η προγνωστική ανάλυση ουσιαστικά επιδιώκει να προβλέψει πόσος χρόνος μένει μέχρι την

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

εμφάνιση της επόμενης δυσλειτουργίας ή βλάβης, λαμβάνοντας υπόψη την τρέχουσα λειτουργική κατάσταση του μηχανήματος και τις συνθήκες λειτουργίας του. Με άλλα λόγια, η προγνωστική ανάλυση βασίζεται στην πρόβλεψη της υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής (ΥΛΖ) ενός συστήματος, βασιζόμενη στην παρακολούθηση της κατάστασής του και στην εν συνέχεια ανάλυση των πληροφοριών και των δεδομένων που συλλέγονται κατά τη λειτουργία του.

Με την προγνωστική ανάλυση, οι βιομηχανίες μπορούν δυνητικά να μειώσουν το κόστος τόσο της προγραμματισμένης όσο και της διορθωτικής συντήρησης. Εάν μπορούν να προβλέψουν το χρόνο αστοχίας ενός μηχανήματος, τότε θα είναι σε θέση να αναβάλλουν ή/και να περιορίσουν τις εργασίες συντήρησης. Η προγνωστική ανάλυση βασίζεται κυρίως σε μαθηματικά μοντέλα για την πρόβλεψη της ΥΛΖ. Αυτά τα μοντέλα συντίθενται χρησιμοποιώντας μια από τις τέσσερις ακόλουθες προσεγγίσεις: βασιζόμενα στην εμπειρία, στα συλλεγόμενα δεδομένα, στο φυσικό μοντέλο και σε μια υβριδική μεθοδολογία.

Η εικόνα 3.1 παρουσιάζει τις πιθανές προσεγγίσεις σε σχέση με την εφαρμοσιμότητά τους και το σχετικό κόστος.



Εικόνα 3.1: Ιεράρχηση Προγνωστικών Προσεγγίσεων (Luo J, Namburu M, Pattipati K, Qiao L, Kawamoto M, Chigusa S, 2003a).

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής της προγνωστικής ανάλυσης είναι η χρήση μοντέλων για προσομοίωση της εκκίνησης και διάδοσης ρωγμών λόγω κόπωσης στα δομικά στοιχεία. Άλλα παραδείγματα περιλαμβάνουν τη μελέτη εκτίμησης της ΥΛΖ για δομικές κατασκευές γεφυρών χρησιμοποιώντας ένα σύστημα που βασίζεται στην εμπειρία ή τη μελέτη των ταλαντώσεων σε περιστρεφόμενες μηχανές βασιζόμενη σε συλλεγόμενα δεδομένα.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

### **3.2 Προγνωστική Ανάλυση και Συντήρηση.**

Από την 1<sup>η</sup> βιομηχανική επανάσταση, η συντήρηση έχει διέλθει από ένα σημαντικό αριθμό διαφορετικών σταδίων. Στην αρχή της 1<sup>ης</sup> βιομηχανικής επανάστασης, οι εργαζόμενοι ήταν υπεύθυνοι για την επισκευή του εξοπλισμού. Καθώς τα μηχανήματα έγιναν πιο περίπλοκα και ο όγκος των εργασιών επισκευής αυξήθηκε, ιδρύθηκαν τα πρώτα τμήματα συντήρησης, ξεχωριστά από τα αντίστοιχα τμήματα παραγωγής. Τα καθήκοντα της συντήρησης και στις δύο εποχές ήταν κυρίως διορθωτικά, με τις προσπάθειες να επικεντρώνονται στην αποκατάσταση των αστοχιών.

Η έννοια της αξιοπιστίας εμφανίστηκε στον 20<sup>ο</sup> αιώνα μετά το τέλος του 2<sup>ου</sup> Παγκοσμίου Πολέμου. Τα τμήματα συντήρησης πλέον επεδίωκαν όχι μόνο να διορθώσουν τις βλάβες αλλά και να τις αποτρέψουν. Η προσπάθεια αυτή συνεπάγεται τη δημιουργία μιας νέας λειτουργίας στα τμήματα συντήρησης, της οποίας ο σκοπός ήταν να μελετήσει το είδος των εργασιών συντήρησης που θα πρέπει να εκτελεστούν ώστε να αποφευχθούν οι βλάβες. Με την έλευση της εποχής των ηλεκτρονικών υπολογιστών, η λειτουργία της συντήρησης άλλαξε ξανά, με την εισαγωγή νέων τεχνολογιών.

#### **Είδη Φιλοσοφίας Συντήρησης.**

##### **Συντήρηση Αποκατάστασης.**

Η διορθωτική φιλοσοφία συντήρησης χρησιμοποιείται για την αποκατάσταση ζημιών που έχουν ήδη συμβεί. Συνήθως, όταν εκτελείται αυτός ο τύπος συντήρησης, διακόπτεται η επιχειρησιακή λειτουργία του μηχανήματος, μειώνοντας την παραγωγή και αυξάνοντας το κόστος. Ο χρόνος επισκευής καθώς και οι δαπάνες, που προκύπτουν από τη δυσλειτουργία και τις επακόλουθες διαταραχές της γραμμής παραγωγής δεν μπορούν να προβλεφθούν. Ως εκ τούτου, η διορθωτική συντήρηση εφαρμόζεται σε στοιχεία ενεργητικού με χαμηλή κρισιμότητα, στα οποία η εμφάνιση κάποιας βλάβης δεν συνεπάγεται μεγάλα χρονικά ή οικονομικά προβλήματα. Συχνά η φιλοσοφία αυτή χρησιμοποιείται για συγκεκριμένα μηχανήματα για τα οποία άλλες μορφές συντήρησης θα ήταν πιο δαπανηρές.

##### **Προληπτική Συντήρηση.**

Η προληπτική συντήρηση προγραμματίζεται για κάποιο ορισμένο χρονικό ορίζοντα και αποσκοπεί στην αποτροπή των διακοπών της λειτουργίας του μηχανήματος ή του συστήματος. Σε αντίθεση με τη συντήρηση αποκατάστασης, επειδή είναι προγραμματισμένη, δεν υλοποιείται κατά τη διάρκεια της επιχειρησιακής λειτουργίας. Η πρόθεση αυτής της φιλοσοφίας συντήρησης είναι να μειωθεί ο αριθμός των διορθωτικών παρεμβάσεων, μέσω

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

της εκτέλεσης περιοδικών επιθεωρήσεων και της αντικατάστασης των φθαρμένων εξαρτημάτων πριν αυτά αστοχήσουν.

Πρόκειται για απαιτητικό είδος συντήρησης, καθώς απαιτεί αυστηρή εποπτεία και την ανάπτυξη σχεδίου που θα εκτελείται από εξειδικευμένο προσωπικό. Επιπλέον, δεδομένου ότι περιλαμβάνει επαναλαμβανόμενες εργασίες, δεν παρέχει κίνητρο δημιουργικότητας για το προσωπικό, ενώ παράλληλα, εφόσον δεν υλοποιηθεί ορθά, θα έχει ως συνέπεια την υπέρβαση του κόστους χωρίς σημαντική βελτίωση της παραγωγικότητας του συστήματος.

#### Συντήρηση Βάσει Λειτουργικής Κατάστασης (ΣΒΛΚ).

Η ΣΒΛΚ στοχεύει στον προσδιορισμό της κατάστασης του εξοπλισμού, έτσι ώστε η λειτουργία να παραμένει ασφαλής, αποτελεσματική και οικονομική. Οι τεχνικές παρακολούθησης αποσκοπούν στη μέτρηση φυσικών μεταβλητών, οι οποίες υποδεικνύουν την κατάσταση του μηχανήματος και στη σύγκρισή των τιμών τους σε σχέση με τιμές κανονικής λειτουργίας, προκειμένου να καθοριστεί αν το μηχάνημα είναι σε καλή κατάσταση. Η ΣΒΛΚ προϋποθέτει ότι υπάρχουν μετρήσιμα και παρατηρήσιμα χαρακτηριστικά, τα οποία είναι δείκτες της λειτουργικής κατάστασης του μηχανήματος (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Με τη φιλοσοφία της ΣΒΛΚ μελετάται η εξέλιξη επιλεγμένων, εξαρτώμενων από το χρόνο παραμέτρων, εντοπίζονται τυχόν τάσεις, που υποδεικνύουν την ύπαρξη μιας δυσλειτουργίας, την κρισιμότητά της και τον πιθανό χρόνο μέχρι την τελική αστοχία. Με την έγκαιρη λήψη αποφάσεων αποφεύγεται η εμφάνιση δυσλειτουργιών και εξαλείφεται η πιθανότητα καταστροφικής αστοχίας. Η ΣΒΛΚ μπορεί να εκτελεστεί ενώ το μηχάνημα είναι εν λειτουργία (Gerardo Trujillo C, América N.L, October 2003).

Η ΣΒΛΚ υλοποιείται σε τρία βασικά βήματα:

1. Συλλογή και αποθήκευση δεδομένων σχετικών με τη λειτουργική κατάσταση επιλεγμένων μηχανημάτων. Αυτό το βήμα αποτελεί προϋπόθεση για την εφαρμογή ενός προγράμματος ΣΒΛΚ, με σκοπό την πρόληψη δυσλειτουργίας μηχανημάτων (ή αστοχίας, που συνήθως προκαλείται από μία ή περισσότερες δυσλειτουργίες). Τα δεδομένα που συλλέγονται για την υλοποίηση ενός προγράμματος ΣΒΛΚ μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο κύρια είδη: Δεδομένα συμβάντων και δεδομένα παρακολούθησης λειτουργικής κατάστασης. Τα δεδομένα συμβάντων περιλαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με το τι συνέβη (π.χ. εγκατάσταση, αστοχία, επισκευή κλπ., καθώς και τις αιτίες) ή/και τις διορθωτικές ενέργειες (π.χ., επισκευή μικρής κλίμακας, προληπτική συντήρηση, αλλαγή λαδιού κλπ.) στο υπό παρακολούθηση μηχάνημα. Τα δεδομένα παρακολούθησης της κατάστασης είναι μετρήσεις που σχετίζονται με τη λειτουργική κατάσταση του μηχανήματος.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Αυτά τα δεδομένα μπορούν να συμπεριλάβουν καταγραφή ταλαντώσεων, ακουστική ανάλυση, φασματοσκοπική ανάλυση λαδιού, θερμοκρασία, πίεση, υγρασία, καιρικές ή περιβαλλοντικές συνθήκες κλπ.

2. Επεξεργασία δεδομένων. Στο βήμα αυτό πραγματοποιείται ανάλυση των δεδομένων ή σημάτων που καταγράφηκαν και αποθηκεύτηκαν στο βήμα 1 για καλύτερη κατανόηση και ερμηνεία τους. Η επεξεργασία δεδομένων αποτελείται από δύο στάδια. Το πρώτο είναι ο καθαρισμός ή και η διόρθωση των δεδομένων. Αυτό το στάδιο είναι σημαντικό στην περίπτωση που τα δεδομένα εισάγονται χειροκίνητα, γεγονός που συχνά οδηγεί σε σφάλματα. Με τον καθαρισμό των δεδομένων αυξάνεται η πιθανότητα να προκύψουν ορθά τελικά δεδομένα. Στη συνέχεια πραγματοποιείται ανάλυση των δεδομένων. Υπάρχει μια πληθώρα μοντέλων, αλγόριθμων και εργαλείων ανάλυσης. Η επιλογή εξαρτάται από τα είδη δεδομένων που συλλέγονται.

3. Λήψη αποφάσεων συντήρησης, δηλαδή βάσει της ανάλυσης του 2<sup>ου</sup> βήματος προτείνονται οι αποτελεσματικότερες πολιτικές συντήρησης. Η επαρκής και αποδοτική υποστήριξη αποφάσεων είναι ζωτικής σημασίας για τον προσδιορισμό των ενεργειών συντήρησης. Οι υφιστάμενες τεχνικές λήψης αποφάσεων συντήρησης σε ένα πρόγραμμα ΣΒΛΚ μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες με βάση α) Την διαγνωστική και β) Την προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης.

Η διαγνωστική φιλοσοφία εστιάζει στην ανίχνευση και την απομόνωση βλαβών αφού αυτές έχουν εμφανιστεί. Αντίθετα, η προγνωστική επιχειρεί να προβλέψει βλάβες ή αστοχίες πριν συμβούν. Προφανώς, η προγνωστική φιλοσοφία είναι ανώτερη από τη διαγνωστική, με την έννοια ότι μπορεί είτε να αποτρέψει την εμφάνιση βλαβών ή αστοχιών, είτε να προετοιμάσει την οργάνωση της συντήρησης για τα επικείμενα προβλήματα (μέσω της έγκαιρης παραγγελίας των απαιτούμενων ανταλλακτικών και την εξασφάλιση των ανθρώπινων πόρων), μειώνοντας έτσι το κόστος της απρογραμμάτιστης συντήρησης (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Παρ' όλα αυτά, η προγνωστική ανάλυση δεν μπορεί να αντικαταστήσει πλήρως τη διαγνωστική δεδομένου ότι, στην πράξη, υπάρχουν πάντα κάποιες βλάβες και αστοχίες, οι οποίες δεν είναι προβλέψιμες. Επιπλέον, η προγνωστική φιλοσοφία, όπως και κάθε άλλη τεχνική πρόβλεψης, δεν μπορεί να είναι 100% ακριβής. Σε περίπτωση ανεπιτυχούς πρόβλεψης, η διαγνωστική ανάλυση καθίσταται βασικό εργαλείο για τη λήψη απόφασης όσον αφορά στη συντήρηση. Η διαγνωστική ανάλυση βοηθά επίσης στη βελτίωση της προγνωστικής. Οι πληροφορίες, που προκύπτουν μέσω της διαγνωστικής ανάλυσης, μπορούν να συντελέσουν στην καταγραφή ακριβέστερων δεδομένων για συμβάντα, παρέχοντας τη δυνατότητα ανάπτυξης καλύτερου μοντέλου ΣΒΛΚ, το οποίο θα



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

χρησιμοποιείται για τη συντήρηση μηχανημάτων βάσει της προγνωστικής φιλοσοφίας. Τέλος, οι διαγνωστικές πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ανατροφοδότηση για τον επανασχεδιασμό του συστήματος.

### **3.3 Προγνωστική Ανάλυση και ΥΛΖ.**

Η δραστηριότητα της συντήρησης συνδυάζει διάφορες μεθόδους, εργαλεία και τεχνικές για τη μείωση των δαπανών συντήρησης, αυξάνοντας παράλληλα την αξιοπιστία, τη διαθεσιμότητα και την ασφάλεια των μηχανημάτων. Κατά τη διαδικασία της συντήρησης συνήθως γίνεται λόγος για ανίχνευση βλαβών, διάγνωση αστοχιών, ανάπτυξη της στρατηγικής αντίδρασης (επιλογή των ενεργειών της διοίκησης π.χ. εφαρμογή προληπτικής ή/και διορθωτικής φιλοσοφίας συντήρησης) και ενέργειες προγραμματισμού.

Τα προαναφερθέντα βήματα αντιστοιχούν στην ανάγκη, πρώτον, να γίνουν αντιληπτά τα φαινόμενα, δεύτερον, κατανοητά και τρίτον, να ακολουθήσουν οι σωστές ενέργειες. Ωστόσο είναι προτιμότερο, αντί να γίνει αντιληπτό ένα φαινόμενο που εμφανίζεται ως αστοχία μετά την εκδήλωσή του, να πραγματοποιηθεί μια πρόβλεψη της εκδήλωσής του ώστε να πραγματοποιηθούν έγκαιρα διορθωτικές ενέργειες. Η διαδικασία αυτή ορίζεται ως προγνωστική διαδικασία (Dragomir, O.E., Gouriveau, R., Dragomir, F., Minca, E., Zerhouni, N, September 2009).

Η προγνωστική ανάλυση είναι μια πολλά υποσχόμενη δραστηριότητα συντήρησης, καθώς επιτρέπει σε παραγωγικά συστήματα να βελτιώσουν την ασφάλεια και να σχεδιάσουν και προγραμματίσουν μια επιτυχημένη διαδικασία συντήρησης, με απώτερο στόχο να περιορίσουν το κόστος συντήρησης και το μη λειτουργικό χρόνο των μηχανημάτων (Brotherton T, Jahns G, Jacobs J, Wroblewski D, 2000).

Η υπόψη ανάλυση αναφέρεται σε μια μεθοδολογία, που επικεντρώνεται στην πρόβλεψη του χρόνου, στον οποίο ένα σύστημα ή ένα στοιχείο του δεν θα είναι σε θέση να εκτελέσει πλέον την προβλεπόμενη λειτουργία του. Αυτή η αδυναμία λειτουργίας προκαλείται συνήθως από μια αστοχία, πέρα από την οποία το σύστημα δεν μπορεί πλέον να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη των επιθυμητών στόχων. Κατά αυτή την έννοια, ο προβλεπόμενος χρόνος γίνεται η ΥΛΖ του συστήματος ή του στοιχείου, μια σημαντική έννοια στη διαδικασία λήψης αποφάσεων για την αποφυγή δυσχερών καταστάσεων. Η προγνωστική ανάλυση προβλέπει την μελλοντική επίδοση ενός συστήματος, αξιολογώντας την έκταση της απόκλισης ή φθοράς ενός στοιχείου του, σε σχέση με τις αναμενόμενες κανονικές συνθήκες λειτουργίας του. Η επιστήμη της προγνωστικής βασίζεται στην ανάλυση των τρόπων αστοχίας, στην ανίχνευση πρόδρομων σημείων φθοράς και γήρανσης και στις συνθήκες αστοχίας. Αυτά τα πρόδρομα σημεία συσχετίζονται με ένα μοντέλο εξέλιξης της φθοράς

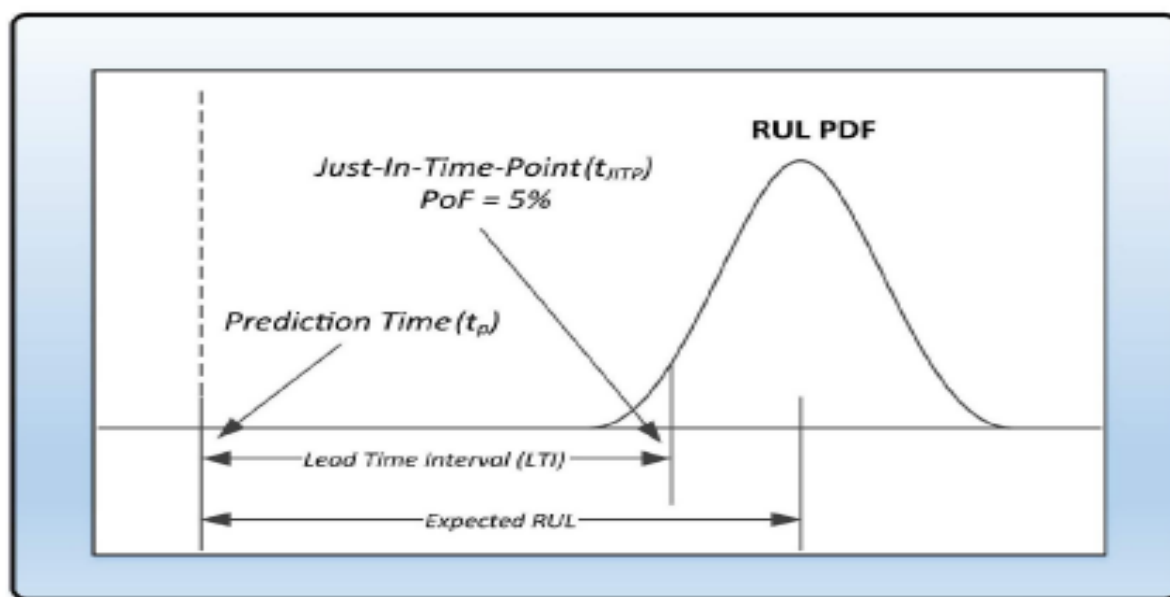
«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

παρέχοντας τη δυνατότητα χρήσης της προγνωστικής ανάλυσης από τη φιλοσοφία ΣΒΛΚ (Pecht M.G, 2008).

Η προγνωστική ανάλυση πρέπει να βασίζεται σε κριτήρια αξιολόγησης καθώς τα όρια λειτουργικής ζωής εξαρτώνται τόσο από τη δυνατότητα συνέχισης λειτουργίας του ίδιου του συστήματος όσο και από τις αναμενόμενες επιδόσεις του. Η προγνωστική ανάλυση μπορεί να χωριστεί σε δύο δράσεις: Την πρόβλεψη της εξέλιξης μιας κατάστασης σε μια δεδομένη στιγμή και την εκτίμηση και αξιολόγηση των επιπτώσεων της προβλεπόμενης κατάστασης χρησιμοποιώντας προκαθορισμένα σημεία αναφοράς (Dragomir O, Gouriveau R, Zerhouni N, Dragomir F, 2007).

### Η Υπολειπόμενη Λειτουργική Ζωή (ΥΛΖ).

Μια βασική έννοια της προγνωστικής ανάλυσης είναι η ΥΛΖ, δηλαδή το αποτέλεσμα που παράγεται από έναν προγνωστικό αλγόριθμο και το οποίο περιγράφει συνήθως την κατανομή των πιθανών χρόνων εμφάνισης αστοχίας στον εξοπλισμό. Στην εικόνα 3.2 απεικονίζονται οι βασικές έννοιες της ΥΛΖ.



Εικόνα 3.2: Η Υπολειπόμενη Λειτουργική Ζωή (ΥΛΖ) (Byington C.S, Roemer M.J, Thomas G, 2002).

Σύμφωνα με την υπόψη εικόνα, στο χρόνο πραγματοποίησης της πρόβλεψης (prediction time -  $t_P$ ), δημιουργείται μια εκτίμηση της πυκνότητας κατανομής πιθανότητας της ΥΛΖ. Λαμβάνοντας ως δεδομένη την εκτίμηση της ΥΛΖ, προκύπτει το επόμενο ερώτημα, το οποίο αφορά στον καταλληλότερο χρόνο για την πραγματοποίηση της διορθωτικής

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

συντήρησης. Ιδανικά, με το χρόνο που θα επιλεγεί για την εκτέλεση της συντήρησης θα αποφεύγεται η αστοχία του μηχανήματος ενώ παράλληλα θα μεγιστοποιείται η λειτουργική διάρκεια της ζωής του. Ωστόσο, αυτές οι απαιτήσεις είναι αλληλεξαρτώμενες και κατά συνέπεια, η επιλογή του βέλτιστου χρόνου εκτέλεσης της συντήρησης γίνεται συνήθως μέσω μιας μεθοδολογίας διαχείρισης της επικινδυνότητας.

### 3.4 Μέθοδοι Εκτίμησης της ΥΛΖ.

Το πρώτο βήμα στον υπολογισμό της ΥΛΖ, μετά τον καθορισμό του μηχανήματος στο οποίο θα γίνει η μελέτη, είναι η επιλογή της πλέον ενδεδειγμένης τεχνικής παρακολούθησης ανάλογα με τον τύπο του.

Οι πιθανές τεχνικές περιλαμβάνουν την ανάλυση ταλαντώσεων, τη θερμογραφία, την τριβολογία, τη φασματική ανάλυση ελαίου κλπ. Η επιλογή των τεχνικών θα επιτρέψει τη συλλογή δεδομένων σχετικά με τις φυσικές μεταβλητές (θερμοκρασία, πίεση, ροή, ταλαντώσεις, ιξώδες, ηλεκτρική τάση, ακουστικά κύματα κ.λπ.) που θα πρέπει να αναλυθούν για να εκτιμηθεί η ΥΛΖ.

Τα δεδομένα συλλέγονται χρησιμοποιώντας αισθητήρες τοποθετημένους σε συγκεκριμένα σημεία των μηχανημάτων, ενώ μετά τη συλλογή τους είναι απαραίτητο να φιλτραριστούν, επειδή τις περισσότερες φορές, εισάγεται θόρυβος από το περιβάλλον, στο οποίο χρησιμοποιείται το μηχάνημα. Ο θόρυβος μεταβάλλει τα καταγραφέντα δεδομένα, προκαλώντας εσφαλμένα αποτελέσματα.

Εκτός από το φιλτράρισμα, πρέπει να γίνουν επίσης και τα εξής:

Εξαγωγή Ιδιοτήτων Συστήματος:

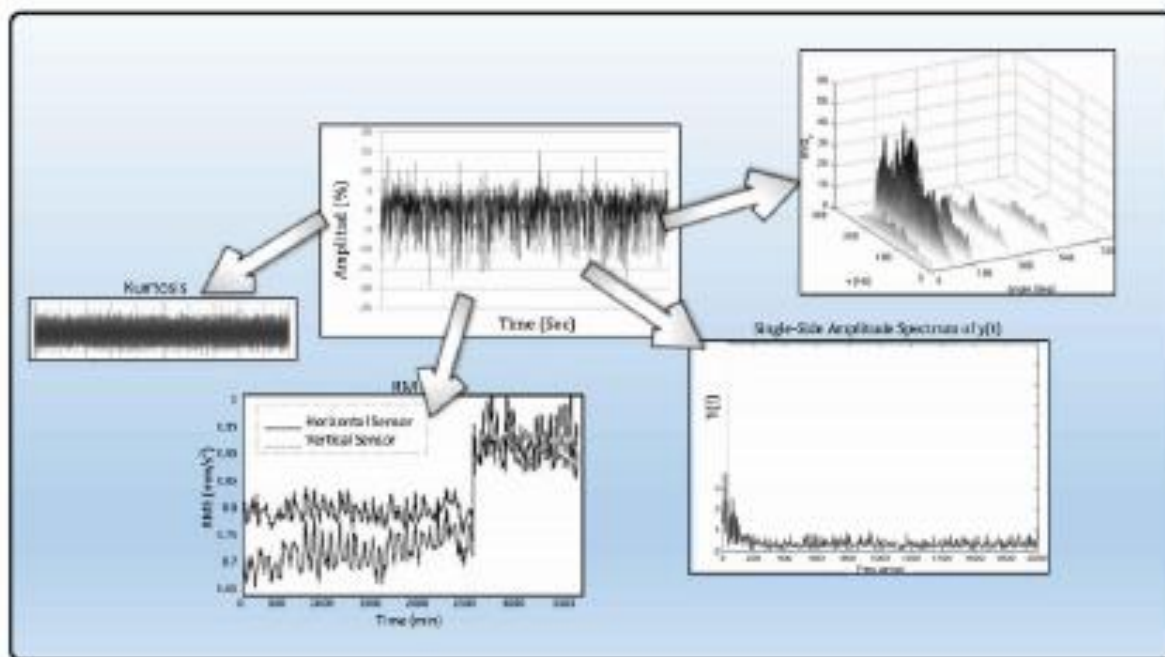
1. Εντοπισμός μοτίβων στα πρωτογενή δεδομένα.
2. Υπολογισμός αριθμητικών πληροφοριών από τα δεδομένα και δημιουργία-εξαγωγή νέων ιδιοτήτων που πιθανόν να βοηθήσουν στην ακριβέστερη εκτίμηση της ΥΛΖ.

Επιλογή Ιδιοτήτων Συστήματος:

Μείωση του αριθμού των ιδιοτήτων του υπό μελέτη συστήματος μέσω τεχνικών εξόρυξης δεδομένων, στατιστικής, μηχανικής μάθησης, γενετικούς αλγόριθμους κλπ. (Gouriveau R, 2011).

Στην εικόνα 3.3 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα εξαγωγής ιδιοτήτων από ένα σήμα ταλαντώσεων. Μετά την καταγραφή, ανάλυση και επεξεργασία των συλλεχθέντων πρωτογενών δεδομένων, πραγματοποιείται μια διαγνωστική ανάλυση του υπό μελέτη μηχανήματος.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 3.3: Εξαγωγή Ιδιοτήτων από Σήμα Ταλάντωσης (Gouriveau R, 2011).

Ο στόχος της διαγνωστικής ανάλυσης είναι να προσδιοριστεί η τρέχουσα λειτουργική κατάσταση του μηχανήματος καθώς και αν υπάρχει κάποια αστοχία ή δυσλειτουργία. Η διάγνωση δυσλειτουργιών μέσω αλγορίθμων έχει σχεδιαστεί για να υπολογίζει τις επιδόσεις του συστήματος, να ελέγχει τα επίπεδα φθοράς και να αναγνωρίζει βλάβες (ή αστοχίες), βασιζόμενη σε αλλαγές στις καταγραφόμενες φυσικές ιδιότητες. Επίσης προσδιορίζει το υποσύστημα ή το εξάρτημα, το οποίο δυσλειτουργεί και τον συγκεκριμένο μηχανισμό αστοχίας που έχει εκδηλωθεί (Shane Butler, 2012). Μετά τη διάγνωση και τον καθορισμό της λειτουργικής κατάστασης του μηχανήματος, οι περισσότεροι υπεύθυνοι συντήρησης θα ήθελαν να γνωρίζουν πότε πρέπει να σταματήσουν να το χρησιμοποιούν, κάτι το οποίο απαιτεί την εκτίμηση της ΥΛΖ. Όπως προαναφέρθηκε, για την εκτίμηση της ΥΛΖ χρησιμοποιείται η προγνωστική ανάλυση. Η προσέγγιση μπορεί να βασίζεται στο φυσικό μοντέλο, σε καταγραφόμενα δεδομένα, σε εμπειρία ή σε μια υβριδική προσέγγιση (η υβριδική προσέγγιση συγχωνεύει στοιχεία των άλλων προσεγγίσεων). Το τελευταίο βήμα, που εκτελείται μετά την εκτίμηση της ΥΛΖ, είναι η λήψη μιας σειράς αποφάσεων αναφορικά με τη συνέχιση της χρήσης καθώς και της συντήρησης που θα πρέπει να εκτελεστεί βάσει του είδους του μηχανήματος. Είναι σαφές ότι οι αποφάσεις αυτές είναι πολύ σημαντικές για την εξοικονόμηση κόστους. Ως εκ τούτου, μια καλή εκτίμηση της ΥΛΖ είναι κρίσιμη (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

### **3.4.1. Εκτίμηση της ΥΛΖ με Χρήση Φυσικών Μοντέλων.**

Τα φυσικά μοντέλα χαρακτηρίζουν ποσοτικά τη συμπεριφορά μιας αστοχίας χρησιμοποιώντας φυσικούς νόμους. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να έχουμε βαθιά γνώση σχετικά με τη συμπεριφορά του συστήματος που μελετάται. Τα φυσικά μοντέλα εκτιμούν την ΥΛΖ ενός μηχανήματος με την επίλυση εξισώσεων ή με ένα ντετερμινιστικό σύνολο εξισώσεων που προέρχονται από καταγραφέντα εμπειρικά δεδομένα. Ορισμένα από αυτά, συλλέγονται με χρήση κοινών επιστημονικών και μηχανικών γνώσεων, ενώ άλλα συλλέγονται μέσω ειδικών πειραμάτων σε εργαστήρια ή στο πραγματικό περιβάλλον λειτουργίας του μηχανήματος.

Τα φυσικά μοντέλα για την εκτίμηση της ΥΛΖ ενός συγκεκριμένου συστήματος πρέπει να προσδιορίζουν μία ή περισσότερες συγκεκριμένες παραμέτρους του συστήματος (π.χ. ακριβείς φυσικές ιδιότητες, ρυθμούς διάβρωσης, σταθερές εξισώσεων κλπ). Αυτά τα μοντέλα περιγράφονται γενικά με δύο τρόπους: πρώτον, χρησιμοποιώντας δυναμικές διαφορικές εξισώσεις του Lagrange ή του Hamilton ή μερικές διαφορικές εξισώσεις (μέθοδοι προσέγγισης που εφαρμόζονται σε μερικές διαφορικές εξισώσεις, κατανεμημένα μοντέλα και άλλες τεχνικές). Δεύτερον, χρησιμοποιώντας μεθόδους ανάλυσης του χώρου κατάστασης (δηλ. χωρίς διαφορικές εξισώσεις) (Vachtsevanos G, Lewis F, Roemer M, Hess A, Wu B, 2006).

Μετά τον προσδιορισμό του φυσικού μοντέλου, οι μετρήσεις των αισθητήρων συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από αυτό και υπολογίζεται η διαφορά μεταξύ τους. Στο σημείο αυτό γίνεται η υπόθεση ότι μεγάλες διαφορές υποδηλώνουν αστοχία ή δυσλειτουργία, ενώ μικρές εμφανίζονται σε κανονικές συνθήκες ή ως αποτέλεσμα θορύβου ή σφαλμάτων μοντελοποίησης. (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Οι εκτιμήσεις της ΥΛΖ βασίζονται σε προβαλλόμενες στο αναμενόμενο μέλλον συμπεριφορές δυσλειτουργίας. Για να συγκροτηθεί μια φυσική εικόνα του μοντέλου αστοχίας, θα πρέπει να προσδιορισθούν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά με τα συναφή επίπεδα βεβαιότητας:

- Σύνολο πιθανών καταστάσεων εκκίνησης βλάβης για τις οποίες απαιτούνται μοντέλα συμπεριφοράς.
- Συμπεριφορά σε πιθανά / τυπικά εύρη λειτουργίας.
- Συμπεριφορά υποβάθμισης της λειτουργικής κατάστασης.
- Σχέση μεταξύ μετρήσεων τυπικής λειτουργίας και συμπεριφοράς υποβάθμισης.
- Μέτρηση θορύβου (Sikorska J.Z, Hodkiewicz M, Ma L, 2010).

Μερικοί μηχανισμοί αστοχίας για τους οποίους έχουν αναπτυχθεί φυσικά μοντέλα περιλαμβάνουν την κόπωση, αστοχία λόγω υπερφόρτισης, διάβρωση και μετάβαση από

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

όλκιμη σε ψαθυρή θραύση. Κατά την εξέταση των επιδράσεων στα υλικά οι μηχανισμοί αστοχίας μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες:

Η πρώτη κατηγορία θεωρείται η αστοχία υπό καταπόνηση. Η περίπτωση αυτή συμβαίνει όταν το φορτίο καταπόνησης υπερβαίνει την αντοχή του υλικού, ενώ δεν υπάρχει μακροπρόθεσμη επίδραση μετά την απομάκρυνση του φορτίου. Παραδείγματα αυτής της κατηγορίας περιλαμβάνουν την ψαθυρή και την όλκιμη θραύση.

Η δεύτερη κατηγορία αναφέρεται σε αστοχίες οι οποίες προκαλούνται από μη αναστρέψιμες, σωρευτικές φθορές, που δεν αναιρούνται όταν αφαιρείται το φορτίο, όπως π.χ. ρωγμή λόγω κόπωσης, διάβρωση, ρωγμή λόγω κόπωσης υπό διάβρωση και ερπυσμός. Σε αυτή την περίπτωση, όταν η σωρευτική φθορά φτάσει σε ένα συγκεκριμένο οριακό σημείο, τα κανονικά φορτία λειτουργίας υπερβαίνουν την αντοχή του υλικού και ως εκ τούτου ακολουθεί αστοχία υπό καταπόνηση (Blischke W.R, Murthy D.N, 2000).

Για να έχει τη δυνατότητα ένα φυσικό μοντέλο πρόβλεψης, να απεικονίσει τα διάφορα είδη αστοχίας, θα πρέπει να είναι σε θέση να αποτυπώνει την τρέχουσα κατάσταση φθοράς καθώς και το ρυθμό εξέλιξής της υπό όλες τις συνθήκες λειτουργίας. Ωστόσο, όταν αναφερόμαστε σε αστοχίες υπό καταπόνηση, είναι απαραίτητη μόνο η παρακολούθηση της τρέχουσας λειτουργικής κατάστασης ώστε να προσδιοριστεί ο άμεσος κίνδυνος αστοχίας μέσω μιας στοχαστικής ανάλυσης της εξασκούμενης δύναμης και των κατανεμημένων φορτίων (Todion M, 2005). Στην πράξη, όταν συζητάμε για τη συμπεριφορά ενός εξαρτήματος, μπορεί να γίνει εκτίμηση της ΥΛΖ μόνο κατόπιν του προσδιορισμού των πιθανών τύπων αστοχίας. Το κύριο πλεονέκτημα αυτής της ομάδας μοντέλων είναι η δυνατότητα ενσωμάτωσης της τρέχουσας κατανόησης των φυσικών μηχανισμών της αστοχίας, η οποία έχει γίνει αντικείμενο εκτενών και εξαντλητικών εμπειρικών δοκιμών. Ως παράδειγμα αναφέρονται τα μοντέλα υπολογισμού της ταχύτητας διάδοσης ρωγμών. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η ταχύτητα διάδοσης ρωγμών λόγω κόπωσης στα εξαρτήματα κυρίων υλικών, όπως τα έδρανα, τα γρανάζια, οι άξονες και οι πτέρυγες των αεροσκαφών, υπολογίζεται αφού ληφθούν υπόψη διάφοροι παράγοντες επιρροής, συμπεριλαμβανομένων των καταστάσεων φόρτισης, τις ιδιότητες του υλικού, τη θερμοκρασία, τη λίπανση και άλλες περιβαλλοντικές συνθήκες.

### **3.4.2. Εκτίμηση της ΥΛΖ με Χρήση Δεδομενοκεντρικών Μοντέλων.**

Για την εκτίμηση της ΥΛΖ με χρήση μοντέλων δεδομένων χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι, από τους οποίους οι πιο κοινοί περιγράφονται ακολούθως:

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

#### Γραμμική Παλινδρόμηση.

Η ανάλυση γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιεί τα καταγεγραμμένα δεδομένα για να προσδιορίσει τις συναρτησιακές σχέσεις, εφόσον υπάρχουν, μεταξύ του μετρήσιμου αποτελέσματος και των μεταβλητών που συμβάλλουν σε αυτό το αποτέλεσμα (π.χ. το προσδόκιμο ζωής το ανθρώπου είναι το αποτέλεσμα, ενώ η άσκηση και η διατροφή είναι οι μεταβλητές που συμβάλλουν σε αυτό). Ο Neter (Neter J, Kutner M.H, J Nachtsheim C, Wasserman W, 1996) προτείνει ένα πλαίσιο χρήσης μιας στατιστικής σχέσης για την πρόβλεψη της  $Y$  ενός μηχανήματος. Το γενικό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, που προτείνει, δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

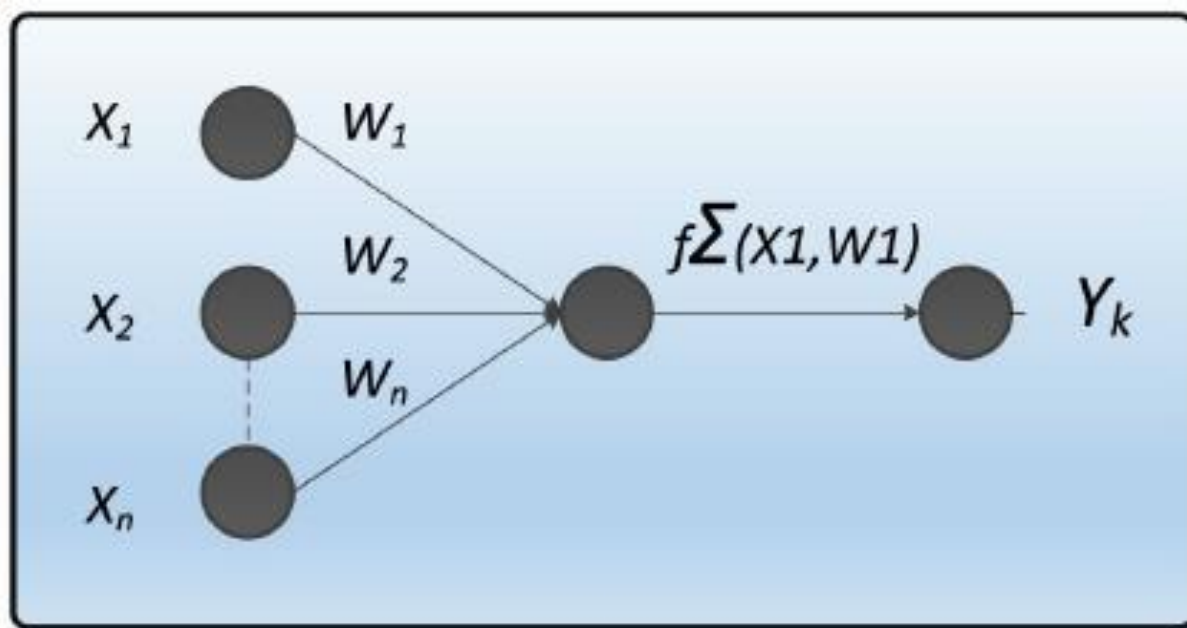
$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i,1} + \beta_2 X_{i,2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

όπου  $Y_i$  είναι μια τυχαία μεταβλητή που υποδηλώνει την τιμή της  $i$ -οστής δοκιμής,  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{p-1}$  είναι εκτιμώμενες παράμετροι,  $X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,p-1}$  είναι οι τιμές των μεταβλητών συμβολής και  $e_i$  είναι το τυχαίο σφάλμα με μέση τιμή 0, διακύμανση  $\sigma^2$  και συνδιακύμανση 0. Η ανάλυση γραμμικής παλινδρόμησης υπολογίζει τις παραμέτρους  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{p-1}$  με στόχο να βρεθεί ένα αντιπροσωπευτικό μοντέλο [συνάρτηση  $Y(x)$ ] χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

#### Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) είναι βασικά ένα πρόγραμμα (αλγόριθμος) ηλεκτρονικού υπολογιστή, σχεδιασμένο για να προσομοιώνει τον τρόπο επεξεργασίας πληροφοριών του ανθρώπινου εγκεφάλου. Χρησιμοποιώντας την έννοια της μάθησης μέσω της εμπειρίας, ένα ΤΝΔ συγκεντρώνει γνώση και αναγνωρίζει ακολουθίες και σχέσεις στα δεδομένα. Η δομή του ΤΝΔ αποτελείται από ένα υπολογιστικό μοντέλο, που περιέχει έναν αριθμό τεχνητών νευρώνων, οι οποίοι συνδέονται με γνωστούς συντελεστές, που ονομάζονται βάρη. Στην εικόνα 3.4 παρουσιάζεται η δομή ενός ΤΝΔ.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 3.4: Αρχιτεκτονική Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Τα σήματα εισόδου  $X_1, X_2, \dots, X_n$  διαδίδονται μέσω του δικτύου με τα βάρη  $W_1, W_2, \dots, W_n$ , τα οποία αντιπροσωπεύουν τη σύνδεση μεταξύ της εισόδου του ΤΝΔ και κρυμμένων νευρώνων. Τα συνδυασμένα σήματα εισόδου και τα βάρη περνούν μέσω μίας διαδικασίας ενεργοποίησης για την παραγωγή της τιμής εξόδου του ΤΝΔ ( $Y_k$ ) (Agatonovic-Kustrin S, Beresford R, 2000).

Τα ΤΝΔ έχουν εφαρμοστεί ευρέως στην πρόβλεψη χρονοσειρών. Το μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών χρησιμοποιεί ένα ΤΝΔ και ένα μετακινούμενο παράθυρο για την ακολουθία εισόδου. Για τη δημιουργία πρόβλεψης πολλών σταδίων, το μοντέλο χρησιμοποιεί αποτελέσματα πρόβλεψης από το προηγούμενο βήμα, επαναλαμβάνοντας την ίδια υπολογιστική διαδικασία, μέχρι το αποτέλεσμα να προσεγγίσει την αναμενόμενη τιμή (Tan Y, Van Cauwenberghe A, 1999).

Η διαδικασία της προγνωστικής ανάλυσης επιτυγχάνεται υπολογίζοντας αρχικά την πιθανότητα αστοχίας του συστήματος σε συνάρτηση με το χρόνο, βάσει του μοντέλου προσδιορισμού της λειτουργικής κατάστασης. Στη συνέχεια οι πιθανότητες αστοχίας προβάλλονται στο μέλλον με τη χρήση ενός ΤΝΔ. Προκειμένου να καταστεί δυνατή η χρήση ενός ΤΝΔ, πρέπει να ληφθούν υπόψη και να καθοριστούν τρεις ακόμη βασικές παράμετροι: Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων νευρώνων, η επιλογή των συναρτήσεων ενεργοποίησης και ο συνολικός αριθμός των νευρώνων. Δεδομένου ότι ένα μόνο κρυφό επίπεδο μπορεί να υπολογίσει μια ομοιόμορφη προσέγγιση οποιασδήποτε συνεχούς συνάρτησης (Sun Y, Babovic V, Chan E, 2010), η προτεινόμενη αρχιτεκτονική ΤΝΔ αποτελείται από ένα επίπεδο



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου με έναν νευρώνα εξόδου. Για να εισαχθεί μη γραμμικότητα στο μοντέλο δικτύου είναι αναγκαία η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Επίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν λογαριθμικές και τριγωνομετρικές συναρτήσεις για τη δημιουργία συνδυασμών συναρτήσεων ενεργοποίησης από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου.

Ο καθορισμός του αριθμού των κρυμμένων νευρώνων εισόδου, ήταν πάντα ένα πρόβλημα κατά την εφαρμογή των ΤΝΔ, καθώς η επιλογή ενός μικρού αριθμού κρυμμένων νευρώνων τείνει να παράγει ανακριβή αποτελέσματα, ενώ ο μεγάλος αριθμός αυξάνει τον κίνδυνο της υπερβολικής προσαρμογής στα υπάρχοντα δεδομένα με αποτέλεσμα να περιορίζεται η ικανότητα γενίκευσης του αλγόριθμου. Τελικά, η επιλογή της αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ καταλήγει στη μέθοδο της δοκιμής μέχρι να επιτευχθεί το επιδιωκόμενο αποτέλεσμα (Heaton J, 2008). Υπάρχει μια μέθοδος επιλογής για τη διαδικασία της προαναφερθείσας δοκιμής προκειμένου να προσδιορισθεί ο αριθμός των νευρώνων εισόδου και των κρυμμένων νευρώνων, με τον τελικό συνδυασμό να εξαρτάται από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης. Σε αυτή τη μέθοδο, τα δεδομένα μάθησης χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του αλγορίθμου, με επαναληπτικό τρόπο, βήμα προς βήμα, μεταβάλλοντας τον αριθμό των συναρτήσεων ενεργοποίησης εισόδου και εξόδου, έως ότου το παραγόμενο σφάλμα του ΤΝΔ να γίνει ελάχιστο, υπολογιζόμενο με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Root Mean Square Error - RMSE) από τον ακόλουθο τύπο:

$$RMSE = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \right]^{1/2} \quad (3.1)$$

Όπου  $n$ , είναι ο αριθμός των δεδομένων χρονοσειρών, το  $x_i$  αντιπροσωπεύει τις πραγματικές τιμές και το  $\bar{x}_i$  αντιπροσωπεύει τις τιμές στόχους. Αφού προσδιοριστεί η αρχιτεκτονική του ΤΝΔ, το σύνολο δεδομένων μάθησης χρησιμοποιείται για να εκπαιδεύσει το δίκτυο ώστε να ρυθμίσει κατάλληλα τα βάρη. Μόλις ολοκληρωθεί η εκπαίδευση του δικτύου, τα βάρη σταθεροποιούνται και το δίκτυο είναι έτοιμο να προβλέψει. Για να μετρηθεί η απόδοση του δικτύου, χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων επικύρωσης προκειμένου να συγκριθεί το αποτέλεσμα του ΤΝΔ με το αντίστοιχο αναμενόμενο (Siti Azirah Asmai, Abd. Samad hasan Basari, Abdul Samad Shibghatullah, Nuzulha Khilwani Ibrahim, Burairah Hussin, 2011).

Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η τεχνική των ΤΝΔ χρησιμοποιείται συχνά στο πεδίο της ιατρικής επιστήμης και ειδικά για τον προσδιορισμό του εκτιμώμενου κινδύνου υποτροπής σε ασθενείς με καρκίνο. Πολλά ιδρύματα και ιατρικά εργαστήρια χρησιμοποιούν αυτή την προγνωστική τεχνική για να προσδιορίσουν την υγεία των ασθενών.

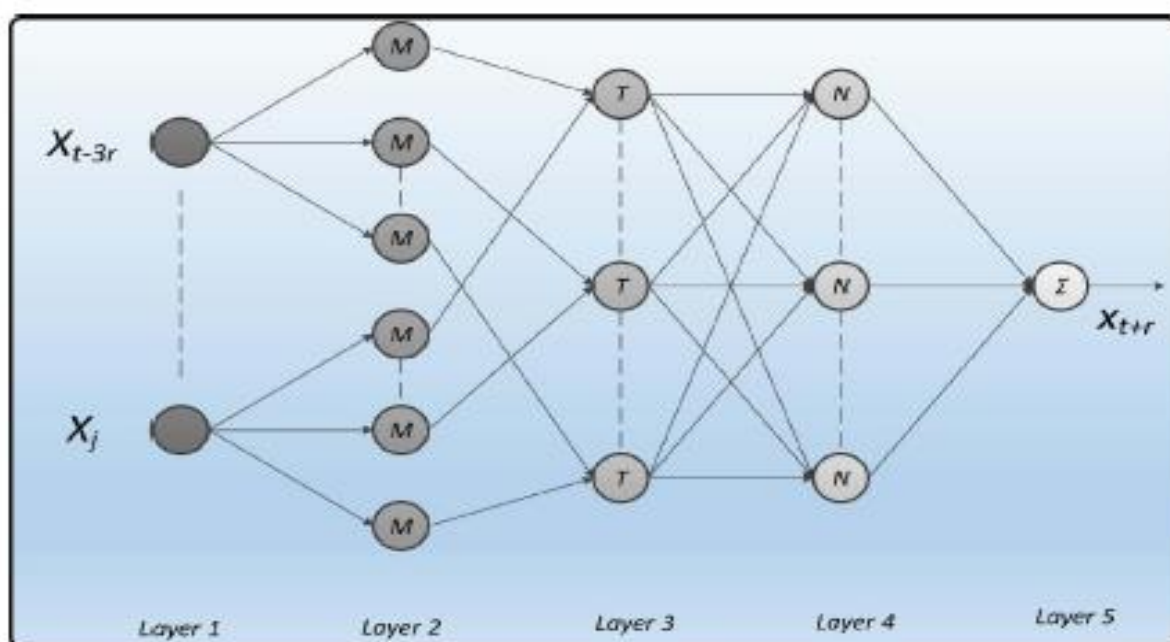
«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Με άλλα λόγια, οι προγνωστικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται στον τομέα της μηχανικής μπορούν να εφαρμοστούν και σε άλλους τομείς, όπως η υγεία.

### Συστήματα Ασαφούς Λογικής

Το νεύρο ασαφές σύστημα (ΝΑΣ) (Neuro Fuzzy System - NFS) είναι μια δεδομενοκεντρική μέθοδος, που χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη της υποβάθμισης της λειτουργικής κατάστασης ενός μηχανήματος. Το ΝΑΣ έχει δείξει ότι ξεπερνά τα συμβατικά ΤΝΔ στην ακρίβεια των προβλέψεων. Το ΝΑΣ χρησιμοποιείται στην μοντελοποίηση της δυναμικής κατάστασης των μηχανημάτων, επιτρέποντας την με μεγάλη ακρίβεια πρόβλεψη της λειτουργικής τους κατάστασης. Ωστόσο, δεδομένου ότι η δυναμική κατάσταση του μηχανήματος, σε πραγματικές εφαρμογές, αλλάζει με το χρόνο, το εκπαιδευμένο ΝΑΣ δεν μπορεί να προβεί σε ακριβείς προβλέψεις εάν δεν ληφθούν υπόψη οι νέες δυναμικές καταστάσεις κατά τη διαδικασία της πρόβλεψης. Καθώς οι αλγόριθμοι του Bayes μπορούν να επικαιροποιήσουν την κατάσταση του συστήματος σε πραγματικό χρόνο, μέσω νέων δεδομένων, το ΝΑΣ ενσωματώνεται με αλγορίθμους Bayes, ώστε να είναι δυνατή η χρήση δικτυακών -πραγματικού χρόνου- δεδομένων, τα οποία χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης (Wang W.Q, Golnaraghi M.F, Ismail F, 2004a).

Το ΝΑΣ είναι, ουσιαστικά, ένα σύστημα ασαφούς λογικής, όπου οι παράμετροι του συστήματος βελτιστοποιούνται μέσω εκπαίδευσης ΤΝΔ. Η αρχιτεκτονική ΝΑΣ παρουσιάζεται στην εικόνα 3.5.



Εικόνα 3.5: Αρχιτεκτονική Νεύρο Ασαφούς Συστήματος (ΝΑΣ) (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Το ΝΑΣ αποτελείται από πέντε επίπεδα: εισόδου, συνάρτησης, κανόνων, κανονικοποίησης και εξόδου. Υπάρχουν  $j$  κόμβοι εισόδου στο επίπεδο εισόδου. Κάθε ένας σχετίζεται με  $m$  τερματικούς κόμβους στο επίπεδο συνάρτησης. Έτσι, ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο συνάρτησης είναι  $j \times m$ , όπου  $m$  δηλώνει τον αριθμό των κανόνων (Lin C, Lee C, 1996).

### 3.4.3. Εκτίμηση της ΥΛΖ με Χρήση Εμπειρικών Μοντέλων.

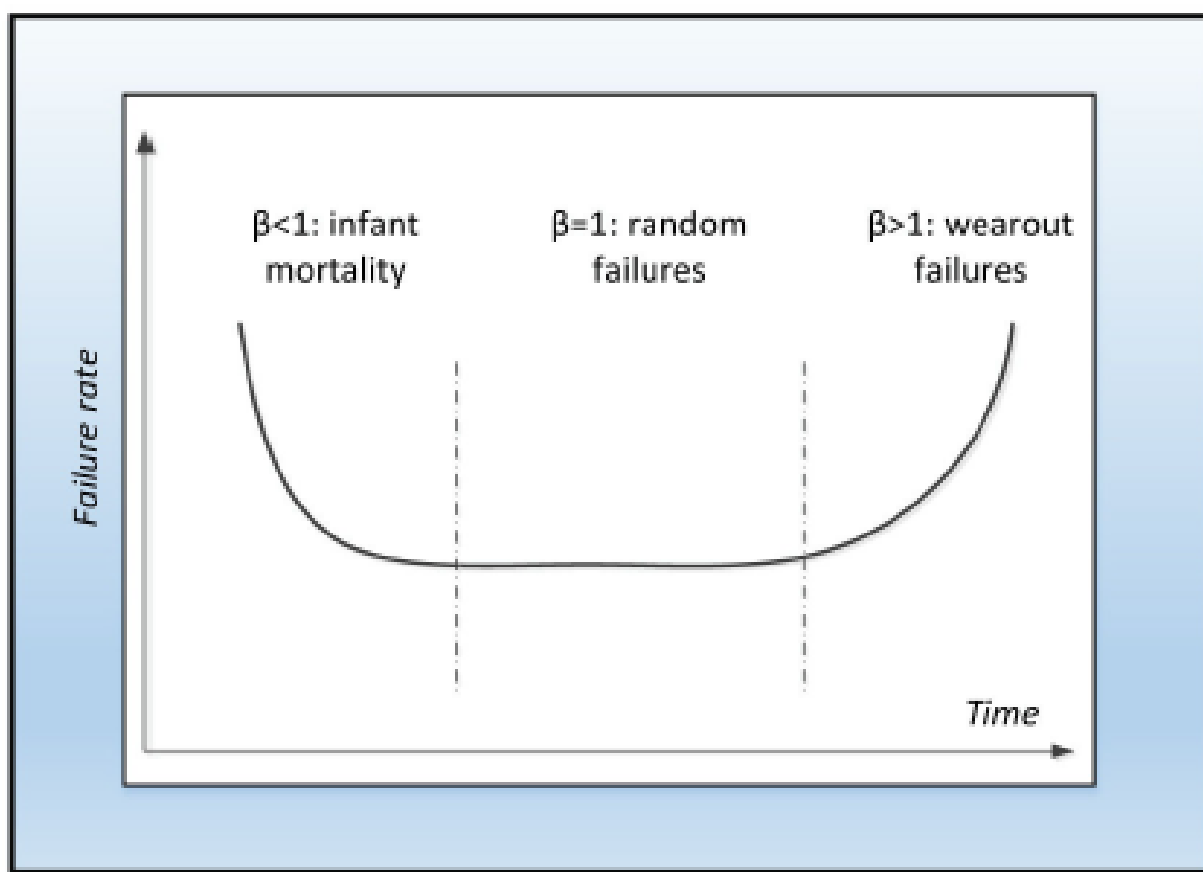
#### Ανάλυση Κατανομής Weibull.

Γενικά, μια τυπική συνάρτηση κατανομής πιθανότητας Weibull ορίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}} \quad (3.2)$$

όπου  $t \geq 0$  αντιπροσωπεύει το χρόνο,  $\beta > 0$  είναι η παράμετρος σχήματος ή κλίσης, και  $\eta > 0$  είναι η παράμετρος κλίμακας της κατανομής. Η εξίσωση (3.2) αναφέρεται συνήθως ως κατανομή Weibull δύο παραμέτρων. Η κλίση της κατανομής  $-\beta$ , είναι πολύ σημαντική, δεδομένου ότι καθορίζει ποια κατανομή Weibull ταιριάζει ή περιγράφει καλύτερα τα δεδομένα αστοχίας. Δείχνει επίσης την κατηγορία των αστοχιών στην "καμπύλη μπανιέρας" όπως φαίνεται στην εικόνα 3.6.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 3.6: Κατηγορίες Αστοχιών στην “Καμπύλη Μπανιέρας” και Αντίστοιχες Τιμές της Παραμέτρου Σχήματος ( $\beta$ ) (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Η παράμετρος σχήματος δείχνει αν ο ρυθμός αστοχιών αυξάνεται, είναι σταθερός ή μειώνεται. Αν  $\beta < 1$ , το σύστημα ή το εξάρτημα έχει μειούμενο ρυθμό αστοχιών. Αυτό το σενάριο είναι τυπικό για τις βρεφικές αστοχίες και υποδεικνύει ότι το σύστημα ή το εξάρτημα παρουσιάζει βλάβες κατά τη διάρκεια της αρχικής περιόδου λειτουργίας του (βρεφικές βλάβες). Αν  $\beta = 1$ , υπάρχει σταθερός ρυθμός αστοχιών. Εξαρτήματα που έχουν ξεπεράσει την αρχική περίοδο, παρουσιάζουν συχνά σταθερό ποσοστό αστοχιών. Αν  $\beta > 1$ , υπάρχει μια αύξηση του ρυθμού αστοχίας. Αυτό είναι συνηθισμένο για μηχανήματα που έχουν φθάσει στα τελευταία στάδια της λειτουργικής ζωής τους.

Οι πληροφορίες σχετικά με την τιμή του  $\beta$  είναι εξαιρετικά χρήσιμες για την εφαρμογή προγραμματισμού συντήρησης επικεντρωμένου στην αξιοπιστία και τη διαχείριση του κύκλου ζωής του μηχανήματος, διότι μπορεί να προσφέρει μια εξήγηση του μηχανισμού των αστοχιών και να χρησιμοποιηθεί για να προσδιοριστεί κατά πόσο απαιτείται η εκτέλεση προγραμματισμένων επιθεωρήσεων ή/και γενικών επισκευών. Για παράδειγμα, εάν το  $\beta$  είναι μικρότερο ή ίσο με ένα, οι γενικές επιθεωρήσεις δεν είναι οικονομικά επωφελείς. Εάν το  $\beta$

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

είναι μεγαλύτερο από το ένα, τότε η χρονική περίοδος εκτέλεσης γενικής ή προγραμματισμένης επιθεώρησης μπορεί να καθοριστεί απευθείας από το γράφημα ή τη συνάρτηση της κατανομής προσδιορίζοντας μια αποδεκτή ή επιτρεπόμενη πιθανότητα αστοχίας. Στις περιπτώσεις που το μηχανήμα βρίσκεται στο τελευταίο στάδιο του κύκλου ζωής του ( $\beta > 1$ ) και εάν το κόστος μιας απρογραμματίστης αστοχίας είναι πολύ μεγαλύτερο από το κόστος μιας προγραμματισμένης αντικατάστασης, προσδιορίζεται ένα βέλτιστο χρονικό διάστημα αντικατάστασης ώστε να προκύπτει το ελάχιστο συνολικό κόστος (Zhai L.-Y, Lu W.-F, Liu Y, Li X, Vachtsevanos G., 2013).

Η παράμετρος κλίμακας ή διασποράς ( $\eta$ ), η οποία μερικές φορές αποκαλείται χαρακτηριστική ζωή, αντιπροσωπεύει, το τυπικό χρονικό διάστημα λειτουργίας του μηχανήματος μέχρι να αστοχήσει και σχετίζεται με το μέσο χρόνο μέχρι την αστοχία (MTTF). Στην ανάλυση Weibull, η παράμετρος ( $\eta$ ) ορίζεται ως ο χρόνος κατά τον οποίο θα έχει αστοχήσει το 63,2% των υπό εξέταση συστημάτων ή εξαρτημάτων (Pasha G.R, Shuaib Khan M, Ahmed Hesham Pasha, 2006).

Στην ανάλυση αξιοπιστίας χρησιμοποιούνται κυρίως δύο μέθοδοι προσαρμογής της κατανομής στα δεδομένα, μέσω του υπολογισμού των αντίστοιχων παραμέτρων. Αυτές είναι η μέθοδος εκτίμησης μέγιστης πιθανότητας (Maximum Likelihood Estimation - MLE) και η μέθοδος της παλινδρόμησης. Η εκτίμηση της μέγιστης πιθανότητας πραγματοποιείται μέσω της ανάπτυξης μιας συνάρτησης πιθανότητας, με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα και την εύρεση των τιμών των παραμέτρων της κατανομής, που μεγιστοποιούν την τιμή της συνάρτησης. Η μέθοδος της παλινδρόμησης γενικά λειτουργεί καλύτερα με σύνολα δεδομένων με μικρότερα μεγέθη δειγμάτων, που περιέχουν μόνο ολοκληρωμένες συλλογές δεδομένων (δηλ. δεδομένα στα οποία όλες οι μονάδες υπό εξέταση έχουν λειτουργήσει ή δοκιμαστεί μέχρι να αστοχήσουν) (Abernethy R.B, 2006).

Η πιθανότητα αστοχίας ενός υλικού στο χρόνο  $t$ , η οποία επίσης αναφέρεται ως κατανομή Weibull ή αθροιστική συνάρτηση κατανομής πιθανότητας, μπορεί να προκύψει από την εξίσωση 3.2 και εκφράζεται ως:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (3.3)$$

Έτσι, η αξιοπιστία με βάση την κατανομή Weibull στο χρόνο  $t$ , η οποία είναι  $R(t) = 1 - F(t)$ , ορίζεται ως:

$$R(t) = 1 - F(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (3.4)$$

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

η οποία μπορεί να γραφεί και ως :

$$\frac{1}{1-F(t)} = e^{\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (3.5)$$

Στην οποία εάν λογαριθμίσουμε δύο φορές με τον φυσικό λογάριθμο προκύπτει η εξίσωση μιας ευθείας:

$$\ln \ln\left(\frac{1}{1-F(t)}\right) = \beta \ln t - \beta \ln \eta \quad (3.6)$$

Η παραπάνω εξίσωση αντιπροσωπεύει μια ευθεία γραμμή με τη μορφή " $y = ax + b$ ", όπου η κλίση της ευθείας γραμμής στο γράφημα είναι το  $\beta$ , δηλαδή η παράμετρος σχήματος της κατανομής Weibull. Μέσα από τον παραπάνω μετασχηματισμό, τα δείγματα δεδομένων μπορούν να εφαρμοστούν σε μια κατανομή Weibull και να υπολογιστούν οι δύο παράμετροι  $(\beta, \eta)$ .

Ο μέσος όρος της κατανομής πυκνότητας πιθανότητας Weibull, που συμβολίζεται με  $\bar{T}$ , είναι ο μέσος χρόνος μεταξύ βλαβών των εξαρτημάτων και δίδεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\bar{T} = \eta \times \Gamma\left(\frac{1}{\beta} + 1\right) \quad (3.7)$$

όπου  $\Gamma$  είναι η συνάρτηση  $\Gamma$ .

Όταν το  $\beta=1$ , ο μέσος χρόνος μεταξύ αστοχιών ισούται με  $\eta$ . Στην πράξη, όταν χρησιμοποιείται η ανάλυση Weibull και το  $\beta$  είναι ίσο ή ελαφρώς μεγαλύτερο από 1, ο μέσος χρόνος μεταξύ αστοχιών θεωρείται προσεγγιστικά ίσος με την χαρακτηριστική ζωή ( $\eta$ ). Ωστόσο, για  $\beta$  πολύ μεγαλύτερο από 1, ο μέσος χρόνος μεταξύ αστοχιών πρέπει να υπολογίζεται σύμφωνα με την ανωτέρω εξίσωση 3.7 (Zhai L.-Y, Lu W.-F, Liu Y, Li X, Vachtsevanos G., 2013).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Η Χρήση της Μηχανικής Μάθησης στη Διαγνωστική και Προγνωστική Ανάλυση.**

### **4.1. Εισαγωγή**

Στα προηγούμενα κεφάλαια παρουσιάστηκαν τα θέματα των αισθητήρων και της συλλογής πρωτογενών δεδομένων καθώς και η εν συνεχεία χρήση τους στη διαγνωστική και προγνωστική ανάλυση με σκοπό την ανάπτυξη φιλοσοφίας συντήρησης με βάση την λειτουργική κατάσταση του υπό παρακολούθηση συστήματος. Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει εστίαση σε ορισμένες από τις τεχνικές που ακολουθούνται για την εφαρμογή μιας βασικής μεθόδου των μοντέλων διάγνωσης και πρόγνωσης, τα οποία βασίζονται στα δεδομένα, αυτή της μηχανικής μάθησης.

### **4.2. Η Εξαγωγή Χαρακτηριστικών με τη Χρήση των Πεδίων του Χρόνου και των Συχνοτήτων.**

Για την εφαρμογή της μεθόδου της μηχανικής μάθησης, είναι αρχική προϋπόθεση η συλλογή ικανοποιητικού αριθμού και κατάλληλου είδους πρωτογενών δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά, αρχικά είναι συνήθως συνάρτηση του χρόνου λειτουργίας ή των κύκλων κόπωσης του συστήματος ή μηχανήματος.

Κατά την αρχική αξιολόγηση των υπόψη δεδομένων, είναι συνήθως πολύ υποβοηθητικό να γίνει μια γραφική απεικόνισή τους. Η γραφική αναπαράσταση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό εργαλείο για την ανάλυση των δεδομένων χρονοσειράς αλλά και τη διαδικασία της πρόβλεψης. Η αναπαράσταση ουσιαστικά έγκειται σε δισδιάστατη γραφική απεικόνιση των πραγματικών τιμών των διαθέσιμων δεδομένων ως προς το χρόνο λειτουργίας ή τους κύκλους κόπωσης. Από την υπόψη αναπαράσταση καθίστανται εμφανή τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς (π.χ. τάση, τυχαιότητα-θόρυβος, ασυνέχειες κ.α.) και βοηθούν στην ανάλυση και στην επιλογή των καταλληλότερων μεθοδολογιών και εργαλείων, ώστε η προγνωστική ή διαγνωστική ανάλυση να εμφανίζει τα βέλτιστα αποτελέσματα με το μικρότερο σφάλμα. Επιπλέον η γραφική απεικόνιση ενδέχεται να αποκαλύψει ακραίες ή/και μηδενικές τιμές οι οποίες μπορεί επίσης να είναι εσφαλμένες. Με αυτό τον τρόπο δύναται να πραγματοποιηθούν ενέργειες διόρθωσης των υπόψη τιμών.

Μετά την ολοκλήρωση της ανωτέρω διαδικασίας είναι δυνατόν να προχωρήσει η διαδικασία εξαγωγής των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Πολλές φορές, για την εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών εντοπισμού και απομόνωσης των δυσλειτουργιών, καθίσταται αναγκαίο τα δεδομένα να μετασχηματιστούν και να εκφραστούν στο πεδίο της

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

συχνότητας, ειδικά στις περιπτώσεις που το υπό εξέταση μηχανικό στοιχείο ανήκει στην κατηγορία των περιστρεφόμενων εξαρτημάτων (π.χ. τριβείς, άξονες, γρανάζια κλπ).

Ένα σήμα μπορεί να αναπαρασταθεί ως συνάρτηση του χρόνου, δηλαδή μεταβάλλεται ανάλογα με το χρόνο. Ωστόσο, αυτό μπορεί επίσης να εκφραστεί και ως συνάρτηση της συχνότητας, δηλαδή, ένα σήμα μπορεί να θεωρηθεί μια σύνθεση διαφορετικών συνιστωσών συχνότητας. Επομένως, ένα σήμα έχει αναπαραστάσεις τόσο στο πεδίο του χρόνου, όσο και στο πεδίο της συχνότητας (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

Τα πεδία του χρόνου και της συχνότητας, είναι δύο τρόποι που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση δεδομένων. Και οι δύο χρησιμοποιούνται ευρέως στην ηλεκτρονική, στην ακουστική, στις τηλεπικοινωνίες και σε πολλούς άλλους τομείς (MITx-Circuits and Electronics, 2012).

Η ανάλυση πεδίου συχνότητας χρησιμοποιείται σε συνθήκες όπου απαιτούνται διαδικασίες όπως το φιλτράρισμα, η ενίσχυση και η σύνθεση. Επίσης είναι πολύ χρήσιμη στη δημιουργία ακολουθιών από δυαδικά ψηφία στους Η/Υ.

Η ανάλυση χρονικού πεδίου χρησιμοποιείται για την κατανόηση των προαναφερθέντων δυαδικών ακολουθιών ψηφίων. Επίσης, παρουσιάζει τη συμπεριφορά ενός σήματος με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας τη δημιουργία προβλέψεων και μοντέλων παλινδρόμησης για το σήμα.

#### Πεδίο του Χρόνου.

Η ανάλυση του πεδίου του χρόνου εξετάζει τα δεδομένα ως προς το χρόνο ή τους κύκλους λειτουργίας. Η ανάλυση των ηλεκτρονικών σημάτων, της αγοραστικής συμπεριφοράς και των βιολογικών συστημάτων, είναι μερικοί τομείς στους οποίους χρησιμοποιείται το πεδίο του χρόνου. Για ένα ηλεκτρονικό σήμα, η ανάλυση του χρονικού πεδίου βασίζεται κυρίως στο διάγραμμα τάσης-χρόνου. (MITx-Circuits and Electronics, 2012).

Ένα σήμα είναι συνεχές σε μια περίοδο εάν δεν υπάρχει διακοπή στο υπό μελέτη χρονικό διάστημα. Αντίθετα, ένα σήμα θεωρείται διακριτό εάν λαμβάνει ένα πεπερασμένο αριθμό τιμών. Επίσης ένα σήμα θεωρείται περιοδικό, εάν  $s(i + T) = s(i)$ ,  $-a < i < a$ , όπου  $T$  είναι μια σταθερά, γνωστή ως περίοδος. Με άλλα λόγια, ένα σήμα είναι περιοδικό, εάν ολοκληρώνει ένα μοτίβο μέσα σε ένα μετρήσιμο χρονικό διάστημα.

#### Πεδίο Συχνότητων.

Το πεδίο συχνότητας είναι μια μέθοδος ανάλυσης δεδομένων, στην οποία, μια μαθηματική συνάρτηση ή ένα σήμα μετασχηματίζεται σε σχέση με τη μεταβλητή της συχνότητας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται ευρέως σε πεδία όπως η μηχανική



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

συστημάτων ελέγχου, η ηλεκτρονική και τα στατιστικά στοιχεία, κυρίως για περιοδικά σήματα ή συναρτήσεις, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μη περιοδικά σήματα.

Η πιο σημαντική έννοια της ανάλυσης πεδίου συχνοτήτων είναι ο μετασχηματισμός. Ο μετασχηματισμός χρησιμοποιείται για τη μετατροπή μιας συνάρτησης του πεδίου χρόνου σε μια συνάρτηση στο πεδίο συχνοτήτων και αντίστροφα. Ο συνηθέστερος μετασχηματισμός που χρησιμοποιείται στο πεδίο συχνοτήτων είναι ο μετασχηματισμός Fourier.

Ο Fourier ισχυρίστηκε ότι οποιαδήποτε κυματομορφή μπορεί να δημιουργηθεί από τη σύνθεση ημιτονοειδών κυμάτων, επειδή όλα τα σήματα έχουν πεδίο συχνοτήτων. Επομένως, ο μετασχηματισμός Fourier χρησιμοποιείται για τη μετατροπή ενός σήματος οποιουδήποτε σχήματος, στο άθροισμα ενός άπειρου αριθμού ημιτονοειδών σημάτων, των οποίων η ανάλυση είναι ευκολότερη. Ως εκ τούτου αυτή η μέθοδος είναι πολύ χρήσιμη και χρησιμοποιείται ευρέως.

Για την ανάλυση συναρτήσεων του χρόνου χρησιμοποιείται ένας αριθμός μαθηματικών μετασχηματισμών, οι οποίοι αναφέρονται ως μέθοδοι πεδίου συχνοτήτων. Τα σήματα μπορούν να μετατραπούν από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο συχνοτήτων με διάφορους τρόπους, ενώ ο μετασχηματισμός είναι πάντοτε αντιστρέψιμος (MITx-Circuits and Electronics, 2012). Μερικοί κοινοί μετασχηματισμοί και τα πεδία χρήσης τους είναι οι ακόλουθοι:

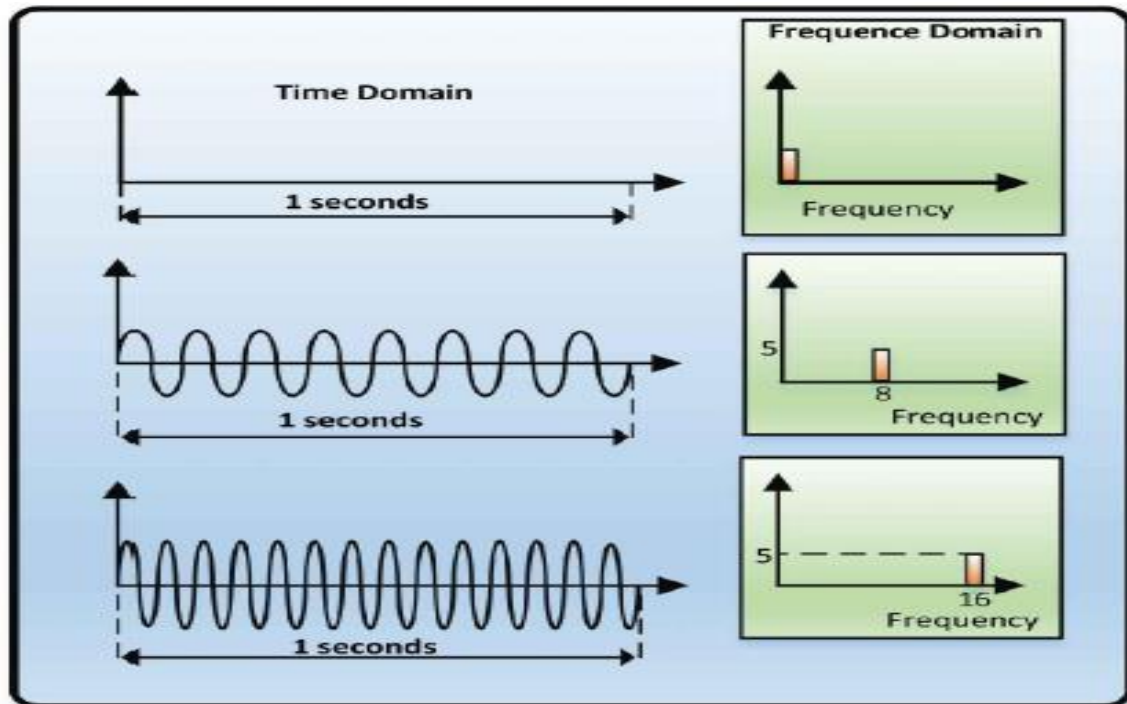
- Σειρά Fourier, για επαναλαμβανόμενα σήματα.
- Μετασχηματισμός Fourier, για μη επαναλαμβανόμενα σήματα.
- Μετασχηματισμός Laplace, για ηλεκτρονικά κυκλώματα και συστήματα ελέγχου.
- Μετασχηματισμός Z, για διακριτά σήματα και ψηφιακή επεξεργασία σήματος.

Η αναπαράσταση του πεδίου του χρόνου πραγματοποιείται με γραφική απεικόνιση, που δείχνει μεταβολές στο πλάτος του σήματος με το χρόνο και μπορεί να απεικονιστεί με τη βοήθεια ενός παλμογράφου. Η σχέση μεταξύ πλάτους και αντίστοιχης συχνότητας μπορεί να απεικονιστεί μέσω της αναπαράστασης του πεδίου συχνοτήτων, η οποία μπορεί να προκύψει με τη βοήθεια ενός αναλυτή φάσματος.

Αν και τα απλά ημιτονοειδή σήματα μας βοηθούν να κατανοήσουμε τη διαφορά μεταξύ των πεδίων του χρόνου και των συχνοτήτων (βλ. εικόνα 4.1), εντούτοις έχουν μικρή χρησιμότητα στη μετάδοση και ανάλυση των δεδομένων, όπου είναι συνήθης η εμφάνιση σύνθετων σημάτων που αποτελούνται από πολλά απλά ημιτονοειδή. Οποιοδήποτε σύνθετο σήμα μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα συνδυασμό απλών ημιτονοειδών κυμάτων χρησιμοποιώντας ανάλυση Fourier. Για παράδειγμα, το σήμα που φαίνεται στην εικόνα 4.2,

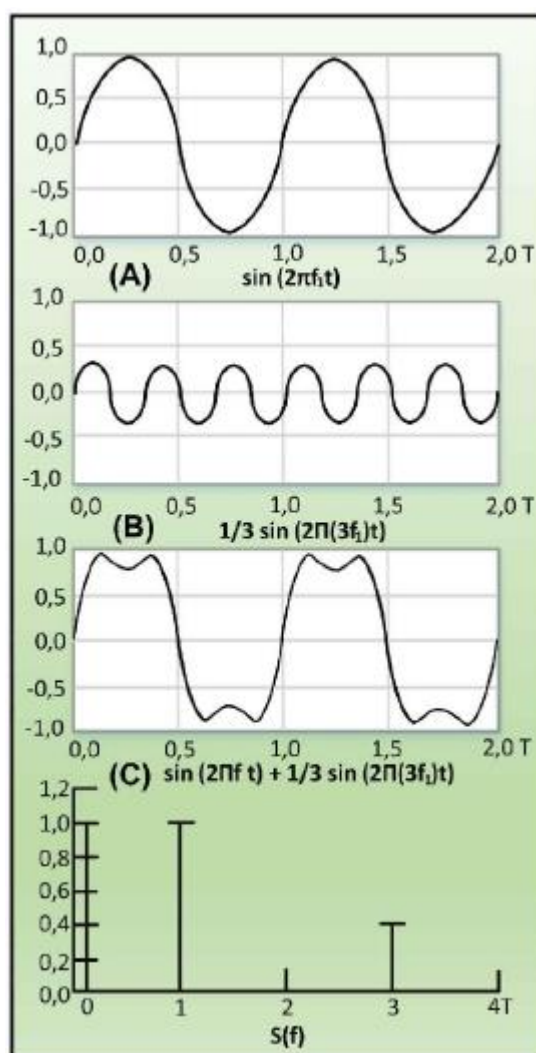
«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

είναι συνδυασμός δύο ημιτονοειδών κυμάτων με συχνότητες  $f_1$  και  $3f_1$  και μπορεί να περιγραφεί ως  $s(t) = \sin(\omega t) + (1/3) \sin 3(\omega t)$ , όπου  $\omega = 2\pi f_1$ .



Εικόνα 4.1: Αναπαράσταση Ημιτονοειδών Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 4.2: Αναπαράσταση Σύνθετων Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

Η συνάρτηση του πεδίου συχνοτήτων  $s(f)$  καθορίζει τις συνιστώσες συχνότητες του σήματος. Η περιοχή των εμφανιζόμενων συχνοτήτων σε ένα σήμα είναι γνωστή ως το φάσμα, το οποίο μπορεί να οπτικοποιηθεί με τη βοήθεια ενός αναλυτή φάσματος. Η ζώνη συχνοτήτων μέσα στην οποία είναι συγκεντρωμένο το μεγαλύτερο μέρος της ενέργειας ενός σήματος, καλείται το εύρος ζώνης του (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

Πολλές κυματομορφές δε μεταβάλλονται ομαλά μεταξύ του μέγιστου και του ελάχιστου πλάτους τους, άλλα εφόσον αυτές οι ανωμαλίες επαναλαμβάνονται από κύκλο σε κύκλο, το σήμα είναι περιοδικό και συνήθως μπορεί να περιγραφεί όπως και τα ημιτονοειδή σήματα. Στην πραγματικότητα, αποσυντίθεται σε μια συλλογή ημιτονοειδών σημάτων, καθένα από τα οποία έχει ένα μετρήσιμο πλάτος, συχνότητα και φάση (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Τα καταγραφόμενα δεδομένα ταλαντώσεων αποκτώνται συνήθως ως αναλογικά σήματα χρονοσειρών, που παράγονται από μετατροπείς επιτάχυνσης ή ταχύτητας, όπως επιταχυνσιόμετρα ή μετρητές ταχύτητας, αντίστοιχα. Η μετατόπιση, η ταχύτητα ή η επιτάχυνση των ταλαντώσεων μπορούν να εκφραστούν είτε στο πεδίο του χρόνου, είτε των συχνοτήτων. Τα δεδομένα του πεδίου του χρόνου είναι αναπαραστάσεις της φυσικής κίνησης, όπου η κίνηση προσδιορίζεται ποσοτικά ως μια τιμή σε συνάρτηση του χρόνου. Τα δεδομένα του πεδίου συχνοτήτων ορίζονται ως τιμές σε συνάρτηση με τη συχνότητα.

Στην ανάλυση του χρονικού πεδίου, χρησιμοποιείται συνήθως είτε το στιγμιαίο πλάτος σήματος είτε ο μέσος όρος του, όπως π.χ. η ρίζα μέσου τετραγώνου (RMS). Η τιμή του στιγμιαίου εύρους μπορεί να προσδιοριστεί από μια μέγιστη τιμή για μια ορισμένη χρονική περίοδο, είτε ως τιμή 0 έως μέγιστο (η μέγιστη απόλυτη τιμή) είτε κορυφή με κορυφή (το απόλυτο άθροισμα των θετικών και αρνητικών μεγεθών κορυφής).

Στην ανάλυση πεδίου συχνοτήτων, τα δεδομένα χρονικού πεδίου μετασχηματίζονται με κάποιο τρόπο σε φάσμα. Στην πράξη χρησιμοποιούνται διάφορες μορφές φασματικών αναπαραστάσεων των ταλαντώσεων χαμηλών συχνοτήτων. Μερικές βασίζονται σε γρήγορο μετασχηματισμό Fourier (FFT) και άλλες σε ψηφιακά φίλτρα σημάτων (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

#### Εξαγωγή χαρακτηριστικών από το πεδίο του χρόνου.

Η διάγνωση αστοχιών μετράται αριθμητικά χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά των δεδομένων. Η διάγνωση μιας υπάρχουσας αστοχίας για τα περιστρεφόμενα εξαρτήματα επικεντρώνεται στα χαρακτηριστικά του πεδίου συχνοτήτων χρησιμοποιώντας π.χ. το μετασχηματισμό Fourier. Στο αρχικό στάδιο της ανάπτυξης των αστοχιών, η φθορά πιθανόν να μην είναι σημαντική και τα σήματα που προκαλούνται από αυτή μπορεί να καλυφθούν από το θόρυβο. Τα σήματα που παράγονται κατά την λειτουργία χωρίς αστοχία και με ύπαρξη φθοράς διαφέρουν ως προς τα στατιστικά χαρακτηριστικά τους στο χρονικό πεδίο. Επομένως η συνδυασμένη χρήση χαρακτηριστικών του πεδίου του χρόνου με άλλα πεδία μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια της διάγνωσης (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Feature	Definition	Feature	Definition
1 Peak value	$P_v = (1/2)(\max(x_i) - \min(x_i))$	6 Clearance factor	$Clf = \frac{P_v}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{ x_i }\right)^2}$
2 RMS	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2}$	7 Impulse factor	$Imf = \frac{P_v}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  x_i }$
3 Standard deviation	$Std = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	8 Shape factor	$Shf = \frac{RMS}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  x_i }$
4 Kurtosis Value	$K_v = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4}$	9 Normal negative likelihood Value	$NNLV = -\ln L; L = \prod_{i=1}^N f(x_i; \mu, \sigma)$
5 Crest factor	$Crf = P_v/RMS$	10 Beta Parameter	The parameters in beta function

Εικόνα 4.3: Συχνά Χρησιμοποιούμενα Χαρακτηριστικά του Πεδίου του Χρόνου (Fuqing Y, Kumar U, Galar D, 2011).

Στην εικόνα 4.3 παρουσιάζονται ορισμένα χαρακτηριστικά του χρονικού πεδίου, που χρησιμοποιούνται συνήθως. Από αυτά, η κύρτωση είναι ένα σημαντικό και δημοφιλές χαρακτηριστικό, που χρησιμοποιείται για τη διάγνωση αστοχιών στις περιστρεφόμενες μηχανές. Ένα επίσης σημαντικό χαρακτηριστικό είναι η κατανομή βήτα, η οποία είναι μια ευέλικτη κατανομή και τα περισσότερα σήματα μπορούν να εκφραστούν μέσω αυτής. Δεδομένου ότι οι παράμετροι στην κατανομή βήτα για τα σήματα κανονικής και υπό αστοχία λειτουργίας ενός εξαρτήματος διαφέρουν, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διάγνωση μιας αστοχίας (Heng R.B.W, Nor M.J.M, 1998).

### 4.3. Επιλογή των Χαρακτηριστικών των Δεδομένων.

Στην προηγούμενη ενότητα αναφερθήκαμε στην απεικόνιση των δεδομένων στο πεδίο του χρόνου και των συχνοτήτων και στο μετασχηματισμό τους μεταξύ αυτών των πεδίων. Ο σκοπός του υπόψη μετασχηματισμού είναι η δημιουργία της κατάλληλης μορφής δεδομένων, τα οποία θα χρησιμεύσουν στη διαγνωστική και την προγνωστική ανάλυση. Το βήμα που ακολουθεί, είναι η επιλογή του κατάλληλου είδους ή χαρακτηριστικών ή μεταβλητών (οι στήλες ενός πίνακα όταν τα δεδομένα τεθούν σε αυτή τη μορφή).

#### 4.3.1 Βασικές Αρχές Επιλογής Χαρακτηριστικών.

Ένας ορισμός της επιλογής χαρακτηριστικών είναι η διαδικασία επιλογής ενός υποσυνόλου σχετικών χαρακτηριστικών για χρήση στη δημιουργία προγνωστικού ή διαγνωστικού μοντέλου (Brownlee Jason, 2014).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Ο στόχος βελτίωσης της γενίκευσης, δηλαδή της απόδοσης του αλγορίθμου μάθησης όταν εισάγονται νέα δεδομένα, συχνά οδηγεί στη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών, δηλαδή στην ανίχνευση των σχετικών χαρακτηριστικών και την απόρριψη των άσχετων. Η υπόψη επιλογή παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα, όπως:

- Βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.
- Κατανόηση των δεδομένων, απόκτηση γνώσης της διαδικασίας και ενδεχομένως οπτικοποίηση αυτής.
- Περιορισμός των δεδομένων, περιορισμός των απαιτήσεων αποθήκευσης και πιθανή συμβολή στη μείωση του κόστους.
- Δυνατότητα χρήσης απλούστερων μοντέλων και αλγορίθμων και αύξηση της ταχύτητας επεξεργασίας.

Οι Liu και Motoda προτείνουν μια ενοποιημένη άποψη της διαδικασίας επιλογής χαρακτηριστικών, η οποία περιλαμβάνει τα ακόλουθα στάδια (Liu H, Motoda H, 1998):

- Δημιουργία χαρακτηριστικών.
- Δημιουργία υποσυνόλου χαρακτηριστικών (ή στρατηγικής αναζήτησης).
- Ορισμός κριτηρίων αξιολόγησης (π.χ. δείκτης συνάφειας ή ακρίβεια πρόβλεψης) και
- Βαθμολόγηση κριτηρίων αξιολόγησης (ή μεθόδου αξιολόγησης).

Δύο κύρια μοντέλα ασχολούνται με την επιλογή χαρακτηριστικών: Οι μέθοδοι φίλτρων και οι μέθοδοι ενθυλάκωσης (Kohavi R, John G, 1997). Τα μοντέλα ενθυλάκωσης στοχεύουν στη βελτιστοποίηση ενός προγνωστικού δείκτη ως μέρος της διαδικασίας επιλογής, ενώ τα μοντέλα φίλτρων βασίζονται στα γενικά χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης προκειμένου να επιλεχθούν χαρακτηριστικά ανεξάρτητα από οποιονδήποτε προγνωστικό δείκτη. Τα μοντέλα ενθυλάκωσης τείνουν να δίνουν καλύτερα αποτελέσματα, αλλά τα μοντέλα φίλτρων απαιτούν συνήθως μικρότερη υπολογιστική ισχύ. Όταν υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών, οι μέθοδοι φίλτρων είναι απαραίτητες, καθώς έχουν τη δυνατότητα να περιορίσουν τον αριθμό των χαρακτηριστικών, δημιουργώντας ένα μικρότερο σύνολο, το οποίο εν συνεχεία μπορεί να αντιμετωπιστεί από άλλη πιο ακριβή μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών (Sánchez N, Betanzos A, Tombilla M, 2007). Στην πραγματικότητα, αυτή είναι η βάση για τους πιο σύγχρονους υβριδικούς αλγορίθμους επιλογής χαρακτηριστικών. Αυτοί οι αλγόριθμοι προσπαθούν να εκμεταλλευτούν τα ισχυρά σημεία και των δύο προσεγγίσεων (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006). Ένα πρόβλημα είναι να προσδιοριστεί το φίλτρο που παρουσιάζει τον πιο σχετικό δείκτη για κάθε περίπτωση, καθώς αυτό δεν είναι εύκολο να βρεθεί. Οι πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις για την αξιολόγηση

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

της ακρίβειας οδηγούν σε μεγάλο αριθμό δεικτών κατάταξης (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006).

#### 4.3.2. Επιλογή Χαρακτηριστικών στη Μηχανική Μάθηση.

Στις παραδοσιακές προσεγγίσεις της μοντελοποίησης, το κύριο ζήτημα είναι η εκτίμηση των παραμέτρων ενός μοντέλου που θεωρείται ότι είναι ακριβές, δηλαδή θεωρείται ότι η οικογένεια των συναρτήσεων, εντός της οποίας αναζητείται το μοντέλο, περιέχει τη συνάρτηση στόχο. Στην πράξη, μια ανάλυση του υπό εξέταση φαινομένου οδηγεί σε μια μαθηματική σχέση, (μία συνάρτηση ή μια διαφορική εξίσωση) που περιέχει παραμέτρους, οι οποίες έχουν μια φυσική σημασία και πρέπει να εκτιμηθούν από τα καταγεγραμμένα δεδομένα. Η εγκυρότητα των εκτιμώμενων τιμών των παραμέτρων πρέπει να αξιολογηθεί, δηλαδή να υπολογιστούν τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις παραμέτρους. Σε αυτό το στάδιο στατιστικής ανάλυσης, η εγκυρότητα της μαθηματικής συνάρτησης, της οποίας οι παράμετροι εκτιμώνται, δεν αμφισβητείται.

Αντίθετα, στις προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης, η οικογένεια των συναρτήσεων, μέσα στην οποία αναζητείται το μοντέλο, δεν έχει συγκεκριμένη πρότερη τεκμηρίωση, οπότε το μοντέλο σε πολλές περιπτώσεις δεν είναι αληθές. Τα μοντέλα μπορεί να διαφέρουν από πολλές απόψεις, όπως π.χ.:

- Συλλογή μεταβλητών ή χαρακτηριστικών,
- Πολυπλοκότητα μοντέλου, π.χ. αριθμός κρυφών νευρώνων για ΤΝΔ και,
- Αρχικές τιμές παραμέτρων ή κριτήρια διακοπής.

Η επιλογή του ίδιου του μοντέλου αποτελεί μέρος της στατιστικής ανάλυσης καθώς αποτελεί ένα βήμα της διαδικασίας μοντελοποίησης. Κατά συνέπεια, οι παράμετροι του μοντέλου δεν έχουν συγκεκριμένο νόημα, οπότε η ακρίβεια της εκτίμησης των παραμέτρων δεν αποτελεί ζήτημα αυτό καθαυτό. Το πραγματικό ζήτημα είναι η ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου, δηλ. η ικανότητά του να παρέχει ακριβείς εκτιμήσεις του υπό μελέτη προβλήματος, όταν εισάγονται νέα δεδομένα (δηλαδή δεδομένα που δεν χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση των παραμέτρων).

#### Γενικές αρχές επικύρωσης και διασταυρωτικής επικύρωσης του μοντέλου.

Στην απλούστερη περίπτωση, η επιλογή μοντέλου περιλαμβάνει γενικά δύο σύνολα δεδομένων: ένα σύνολο μάθησης για την εκτίμηση των παραμέτρων και ένα σύνολο επικύρωσης για την υπολογισμό της ακρίβειας και της δυνατότητας γενίκευσης, που αποσκοπεί στην επιλογή του βέλτιστου μοντέλου (Stone M., 1974). Η επιλογή του μοντέλου συνήθως δεν μπορεί να γίνει με τη σύγκριση των επιδόσεων στα δεδομένα εκπαίδευσης,

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

καθώς η προσαρμογή ενός μοντέλου με ακρίβεια σε αυτά είναι πάντοτε δυνατή, εάν ο αριθμός των παραμέτρων είναι αρκετά μεγάλος και είναι διαθέσιμα συγκριτικά λίγα δεδομένα. Σε αυτή την περίπτωση όμως, εάν το πρόβλημα υπό μάθηση είναι ανεπαρκώς προσδιορισμένο ή/και εάν τα δεδομένα περιέχουν θόρυβο, η προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα εκπαίδευσης με μεγάλη ακρίβεια μπορεί να οδηγήσει σε ένα μοντέλο με φτωχές επιδόσεις πρόβλεψης σε νέα δεδομένα (κακή γενίκευση). Αυτό το φαινόμενο είναι γνωστό ως υπερπροσαρμογή. Η συλλογή επικύρωσης παρέχει ένα μέσο σύγκρισης της ικανότητας γενίκευσης των διαφόρων μοντέλων και ανίχνευσης της υπερπροσαρμογής. Εάν η απόδοση στη συλλογή επικύρωσης είναι σημαντικά χαμηλότερη από την απόδοση στη συλλογή εκπαίδευσης, τότε το μοντέλο παρουσιάζει υπερπροσαρμογή. Εάν πολλά μοντέλα συγκριθούν με τη συλλογή δεδομένων επικύρωσης, η απόδοση του βέλτιστου μοντέλου στη συλλογή επικύρωσης είναι μια αισιόδοξη εκτίμηση της απόδοσης πρόβλεψής του σε νέα δεδομένα. Κατά μία έννοια, η εκμάθηση πραγματοποιείται στη συνέχεια στη συλλογή επικύρωσης. Μια τρίτη συλλογή δεδομένων, που ονομάζεται συλλογή ελέγχου, διαφορετική από τις συλλογές της εκπαίδευσης και της επικύρωσης, είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της τελικής απόδοσης του μοντέλου.

Για να γίνουν τα προαναφερθέντα πιο κατανοητά, γίνεται η υπόθεση ότι οι καταγραφόμενες τιμές μπορούν να μοντελοποιηθούν ως μια τυχαία μεταβλητή  $Y(x)$  έτσι ώστε  $Y(x) = f(x) + \Omega$ , όπου  $\Omega$  είναι ο θόρυβος, μια έτερη τυχαία μεταβλητή, της οποίας η αναμενόμενη τιμή είναι μηδέν. Αναζητείται ένα μοντέλο  $g(x, \theta)$ , με διάνυσμα των παραμέτρων  $\theta$ , έτσι ώστε το  $g(x, \theta)$  να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στην άγνωστη συνάρτηση  $f(x)$ . Σε αυτό το πλαίσιο, υπερπροσαρμογή σημαίνει ότι η συνάρτηση  $g(x, \theta)$  δίνει ως αποτέλεσμα τόσο την τιμή της συνάρτησης  $f(x)$  όσο και το θόρυβο  $\Omega$  που υπάρχει στα δεδομένα. Η προσαρμογή στο θόρυβο σημαίνει ότι το μοντέλο είναι πολύ ευαίσθητο στη συγκεκριμένη συλλογή δεδομένων μάθησης και ως εκ τούτου, η γενίκευσή του θα είναι ανεπαρκής (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006).

Για μικρές συλλογές δεδομένων, ένας μόνο διαχωρισμός των δεδομένων σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο επικύρωσης, μπορεί να οδηγήσει σε μια πολύ ανακριβή εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης. Μια προτιμώμενη στρατηγική συνίσταται στη διάσπαση των δεδομένων σε  $D$  αριθμό υποσυνόλων, εκπαίδευση του μοντέλου σε  $D-1$  υποσύνολα, επικύρωση με χρήση του τελευταίου υποσυνόλου και επανάληψη της προαναφερθείσας διαδικασίας  $D$  φορές με  $D$  διαφορετικούς διαχωρισμούς μεταξύ δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης. Με αυτή την τεχνική, η οποία ονομάζεται διασταυρωτική επικύρωση, κάθε υποσύνολο των δεδομένων υπάρχει μία και μόνο φορά στο υποσύνολο επικύρωσης. Η απόδοση της τεχνικής υπολογίζεται με το μέσο όρο των αποτελεσμάτων σε όλους τους



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

διαχωρισμούς. Για παράδειγμα, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα διασταυρωτικής επικύρωσης δίνεται από τον τύπο  $MT\Sigma_{\Delta E} = (1/m) \sum_{k=1}^m (r_k)^2$ , όπου m είναι ο συνολικός αριθμός υποσυνόλων και  $r_k$  είναι το σφάλμα μοντελοποίησης στο υποσύνολο k όταν αυτό είναι το υποσύνολο επικύρωσης (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006).

#### Η Χρήση της Διασταυρωτικής Επικύρωσης για την Επιλογή Χαρακτηριστικών.

Δεδομένου ότι η διασταυρωτική επικύρωση παρέχει μια εκτίμηση της ικανότητας γενίκευσης των μοντέλων, χρησιμοποιείται συχνά για την επιλογή χαρακτηριστικών. Στην πραγματικότητα, η ικανότητα πρόβλεψης των μοντέλων εξαρτάται τόσο από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται όσο και από την πολυπλοκότητα του μοντέλου.

Ο αριθμός των χαρακτηριστικών μπορεί να προσδιοριστεί μέσα από στατιστικές μεθόδους, όπως π.χ. ο περιορισμός του μέγιστου αριθμού ψευδών θετικών εκτιμήσεων ή ο μέγιστος ρυθμός λανθασμένων εκτιμήσεων, ανεξάρτητα από το μοντέλο που χρησιμοποιείται. Η διασταυρωτική επικύρωση μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή του μοντέλου, με τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν στο προηγούμενο βήμα.

Μια λογική αλλά ενδεχομένως επικίνδυνη εναλλακτική λύση θα ήταν να ταξινομηθούν όλα τα χαρακτηριστικά με ολόκληρο το σύνολο δεδομένων χρησιμοποιώντας οποιονδήποτε κατάλληλο αλγόριθμο κατάταξης και στη συνέχεια να γίνει επιλογή των χαρακτηριστικών μέσω διασταυρωτικής επικύρωσης. Η διαδικασία είναι η ακόλουθη:

- Ταξινόμηση των υποψήφιων χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας όλα τα δεδομένα μάθησης και δημιουργία υποσυνόλων χαρακτηριστικών. Για κάθε υποψήφιο υποσύνολο χαρακτηριστικών πραγματοποιείται διασταυρωτική επικύρωση.
- Επιλογή του υποσυνόλου χαρακτηριστικών, που παρέχει την καλύτερη εκτίμηση σφάλματος.

Ωστόσο, στο σημείο αυτό θα πρέπει να επισημανθεί ότι αυτή η μέθοδος είναι επιρρεπής σε υπερπροσαρμογή επειδή τα δεδομένα επικύρωσης χρησιμοποιούνται στη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών (Ambroise C, McLachlan G.J., 2002).

Είναι πιο ενδεδειγμένο να συμπεριληφθεί η επιλογή χαρακτηριστικών στο βρόχο διασταυρωτικής επικύρωσης, να καθοριστεί ο βέλτιστος αριθμός χαρακτηριστικών n και στη συνέχεια, να επιλεγούν n χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας το σύνολο των δεδομένων μάθησης για την δημιουργία του τελικού μοντέλου. Στο τέλος, το μοντέλο πρέπει να δοκιμαστεί σε μια ανεξάρτητη συλλογή ελέγχου. Η διαδικασία μπορεί να συνοψιστεί ως εξής:

- Διαχωρισμός των δεδομένων σε υποσύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης.
- Για κάθε υποσύνολο εκπαίδευσης:

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

/ Ταξινόμηση όλων των χαρακτηριστικών και δημιουργία υποσυνόλων χαρακτηριστικών.

/ Για κάθε υποσύνολο χαρακτηριστικών πραγματοποιείται εκπαίδευση ενός μοντέλου και υπολογισμός του σφάλματος επικύρωσης.

- Υπολογισμός του μέσου όρου των σφαλμάτων επικύρωσης των υποσυνόλων του ίδιου μεγέθους.

- Εύρεση του αριθμού  $n$  χαρακτηριστικών που παρέχει το μικρότερο μέσο σφάλμα επικύρωσης.

- Κατάταξη των χαρακτηριστικών σε όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης, επιλογή των κορυφαίων  $n$  χαρακτηριστικών και εκπαίδευση του τελικού μοντέλου.

- Πραγματοποίηση ελέγχου του τελικού μοντέλου με μια ανεξάρτητη συλλογή δεδομένων ελέγχου (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006).

#### **4.4. Αλγόριθμοι Μοντελοποίησης με Βάση τα Δεδομένα.**

Μετά την ολοκλήρωση της επιλογής των χαρακτηριστικών, θα πρέπει να δημιουργηθεί το μοντέλο βάσει του οποίου θα πραγματοποιηθεί η διαγνωστική και η προγνωστική ανάλυση. Στην ενότητα 2.4 αναφέρθηκαν με συντομία προσεγγίσεις της διαδικασίας μοντελοποίησης, που βασίζεται σε δεδομένα. Στη συνέχεια θα επικεντρωθούμε σε κάποιες τεχνικές ή αλγόριθμους, που χρησιμοποιούνται στην πράξη στη μηχανική μάθηση για την ανάπτυξη αυτού του είδους των μοντέλων .

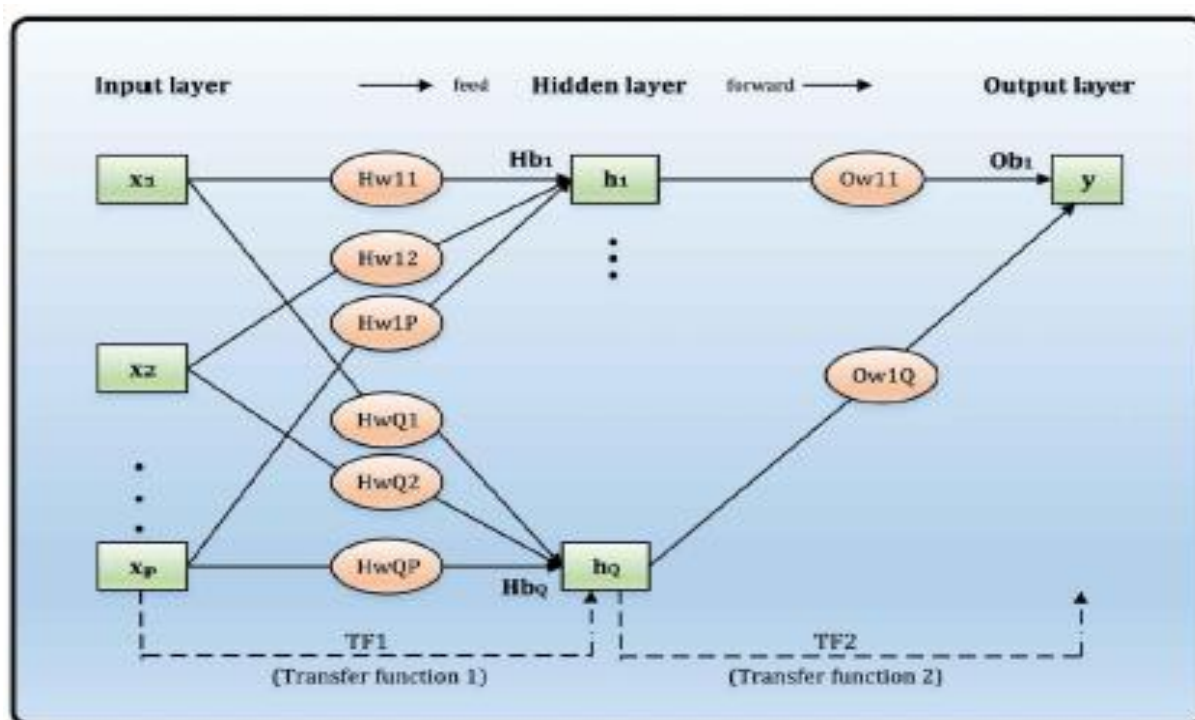
##### **4.4.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ).**

Ο αλγόριθμος των ΤΝΔ είναι μια αντιπροσωπευτική μέθοδος μοντελοποίησης βασιζόμενη σε δεδομένα. Στα ΤΝΔ ένα μοντέλο δικτύου μαθαίνει έναν τρόπο να παράγει ένα επιθυμητό αποτέλεσμα, όπως για παράδειγμα το επίπεδο φθοράς ή την ΥΛΖ ενός συστήματος, βασιζόμενο σε κάποια δεδομένα εισόδου, όπως είναι ο χρόνος λειτουργίας, οι συνθήκες χρήσης και καταγραφές λειτουργικών χαρακτηριστικών από αισθητήρες. Μόλις το μοντέλο εκπαιδευτεί αρκετά σχετικά με τη σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη διαγνωστική και προγνωστική ανάλυση. Μια τυπική αρχιτεκτονική των ΤΝΔ, το Εμπρόσθια Τροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (ΕΤΝΔ) παρουσιάζεται στην εικόνα 4.4 (Svozil D, Kvasnička V, Pospíchal J, 1997). Τα τετράγωνα αντιπροσωπεύουν κόμβους, που ονομάζονται επίσης νευρώνες και κάθε σύνολο κόμβων στην ίδια στήλη ονομάζεται ένα επίπεδο. Οι κόμβοι στα επίπεδα εισόδου και εξόδου αντιπροσωπεύουν τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου αντίστοιχα. Ο αριθμός των κόμβων στο κρυμμένο επίπεδο πρέπει να καθοριστεί ώστε να εκφράζει σωστά το μηχανισμό μεταξύ της εισόδου και της εξόδου. Η

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

διαδικασία μάθησης είναι αντίστοιχη με τον καθορισμό παραμέτρων βάρους, με στόχο το μοντέλο που θα προκύψει να αντιπροσωπεύει με ακρίβεια τη σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδου. Μόλις εκπαιδευτεί αρκετά το μοντέλο δικτύου, δημιουργείται μια συνάρτηση που αποτελείται από συναρτήσεις μεταφοράς και παραμέτρους βάρους.

Οι συναρτήσεις μεταφοράς χαρακτηρίζουν τη σχέση μεταξύ δύο γειτονικών επιπέδων. Υπάρχουν διάφοροι τύποι συναρτήσεων μεταφοράς, όπως ημιτονοειδείς, γραμμικές και άλλες (Duch W, Jankowski N, 1999). Οι παράμετροι βάρους περιλαμβάνουν βάρη και τάσεις (Liu J, Saxena A, Goebel K, Saha B, Wang W, October 10-16, 2010) (Firth A.E, Lahav O, Somerville R.S, 2003).



Εικόνα 4.4 Εμπρόσθια Τροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (An D, Kim N.H, Choi J., 2015).

Τα βάρη συνήθως πολλαπλασιάζονται με την τιμή του προηγούμενου κόμβου. Οι τάσεις, που εμφανίζονται ως ελλείψεις, προστίθενται στη συνέχεια στο άθροισμα των αποτελεσμάτων, που πρόκειται να εισαχθούν στη συνάρτηση μεταφοράς. Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων παραμέτρων βάρους ονομάζεται εκπαίδευση ή μάθηση και απαιτεί πολλά σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης (An D, Kim N.H, Choi J., 2015).

Τα ETNA ονομάζονται συχνά νευρωνικά δίκτυα ανατροφοδότησης (NDA) επειδή οι παράμετροι βάρους προσδιορίζονται μέσω ενός αλγορίθμου μάθησης - βελτιστοποίησης μέσω ανατροφοδότησης των σφαλμάτων μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης και των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από το μοντέλο του TNA (Rumelhart D.E, Hinton G.E, Williams R.J., 1986). Με άλλα λόγια, τα ETNA ή NDA χρησιμοποιούνται αντίστοιχα, για τον

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

υπολογισμό του αποτελέσματος του μοντέλου και για την αναθεώρηση των παραμέτρων βάρους, με βάση τα αποτελέσματα. Το επαναλαμβανόμενο ΤΝΔ (ΕΝΔ) (Bodén M, 2002) είναι η δεύτερη πιο κοινή αρχιτεκτονική. Η ιδέα της δεν είναι πολύ διαφορετική από τα ΕΤΝΔ, εκτός από το ότι υπάρχουν τοπικές συνδέσεις ανατροφοδότησης μεταξύ των κόμβων εισόδου, των κρυφών και εξόδου.

#### **4.4.2. Άλλοι Αλγόριθμοι.**

Εκτός από τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται και άλλες μέθοδοι βασιζόμενες σε δεδομένα, στην προγνωστική και διαγνωστική ανάλυση, μερικές από τις οποίες αναφέρονται συνοπτικά ως ακολούθως:

- Η ταξινόμηση είναι μια μέθοδος για την κατανομή των δεδομένων σε κατηγορίες και την συσχέτιση διανυσμάτων δεδομένων με αυτές. Ως εκ τούτου είναι κατάλληλη για χρήση στη διαγνωστική ανάλυση. Το αποτέλεσμα ενός μοντέλου ταξινόμησης είναι μια ετικέτα κλάσης και όχι ένας πραγματικός αριθμός, όπως στα μοντέλα παλινδρόμησης. Οι κλάσεις συνήθως δημιουργούνται με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι μακριά η μία από την άλλη, όσον αφορά στα χαρακτηριστικά, ενώ παράλληλα τα σημεία μέσα σε μια κλάση να είναι όσο το δυνατόν περισσότερο συγκεντρωμένα γύρω από το κέντρο της. Παραδείγματα τεχνικών ταξινόμησης περιλαμβάνουν την k-nearest neighbor (k-NN), ταξινόμηση Bayesian, ταξινόμηση δέντρου αποφάσεων (Witten I.H, Frank E, 2000) και Support Vector Machine (SVM) (Vapnik V.N, 1998).

- Η μέθοδος SVM είναι μια σχετικά νέα σημαντική μέθοδος που βασίζεται στην επέκταση της ιδέας της ταυτοποίησης μιας γραμμής (ή ενός επιπέδου ή μιας επιφάνειας) που χωρίζει δύο κλάσεις στην ταξινόμηση. Βασίζεται στη θεωρία της στατιστικής μάθησης που ξεκίνησε ο Vapnik στη δεκαετία του 1970 (Vapnik V.N, 1998). Αυτή η μέθοδος ταξινόμησης έχει επεκταθεί για την επίλυση και προβλημάτων πρόβλεψης (Support Vector Regression – SVR).

#### **4.4.3. Εποπτευόμενη, Μη εποπτευόμενη και Ημιεποπτευόμενη Μάθηση.**

Παραδοσιακά, υπήρξαν δύο θεμελιωδώς διαφορετικοί τύποι προσέγγισης στη μηχανική μάθηση για τη δημιουργία μοντέλων. Η εποπτευόμενη και η μη εποπτευόμενη μάθηση.

##### Μη Εποπτευόμενη Μάθηση.

Η μη εποπτευόμενη μάθηση αναφέρεται στη διαδικασία εύρεσης δομών σε δεδομένα στα οποία δεν έχει αποδοθεί τίτλος ή κάποια ιδιότητα. Αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

είναι η δημιουργία νέων παραστάσεων δεδομένων (συμπεριλαμβανομένων νέων χαρακτηριστικών) ή/και η ομαδοποίησή τους σε παρόμοιες κατηγορίες, με βάση αυτές τις νέες παραστάσεις (Hinton G.E, Sejnowski T.J, 1999). Η παρουσία δεδομένων χωρίς την απόδοση ιδιότητας, διακρίνει τη διαδικασία της μη εποπτευόμενης μάθησης από εκείνη της εποπτευόμενης. Στη σημερινή εποχή έχει σημειωθεί σπουδαία πρόοδος στην καθαρά μη εποπτευόμενη μάθηση, αλλά αυτή η πρόοδος τείνει να αγνοείται από τους επαγγελματίες χρήστες, που συνεχίζουν να χρησιμοποιούν ένα περιορισμένο αριθμό από δημοφιλείς αλγόριθμους, όπως η ανάλυση κύριας συνιστώσας (Principal Component Analysis - PCA) και η ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών (Independent Component Analysis – ICA) για την εξαγωγή χαρακτηριστικών και τη μείωση του αριθμού διαστάσεων, καθώς και ο K-μέσος, και διάφορες άλλες μέθοδοι ιεραρχικής ομαδοποίησης για κατηγοριοποίηση (Jain A.K, Murty M.N, Flynn P.J, 1999).

Η μη εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να εκφραστεί ως εξής: Έστω ότι  $X = (x_1, \dots, x_n)$  είναι μια συλλογή  $n$  δεδομένων (ή σημείων), όπου  $x_i \in X$  για όλα τα  $i \in [n] := \{1, \dots, n\}$  καθώς και ότι τα σημεία  $x_i$  είναι τυχαία κατανομημένα στο  $X$ . Ο στόχος της μη εποπτευόμενης μάθησης είναι να βρεθούν ενδιαφέρουσες δομές στα δεδομένα  $X$ .

Η μη εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να προσεγγιστεί από πολύ διαφορετικές οπτικές γωνίες, όπως π.χ. τη ψυχολογία, τη μηχανική κ.α. Συχνά ονομάζεται "μάθηση χωρίς δάσκαλο". Αυτό σημαίνει ότι ένα μαθητευόμενος άνθρωπος ή ένα μαθητευόμενο τεχνητό σύστημα παρατηρεί το περιβάλλον του και με βάση αυτές τις παρατηρήσεις, προσαρμόζει τη συμπεριφορά του, χωρίς να του ειπωθεί ή να δοθεί εντολή ώστε να συσχετίσει τα καταγεγραμμένα δεδομένα με τις επιθυμητές απαντήσεις (εποπτευόμενη μάθηση). Συνήθως, το αποτέλεσμα της μη εποπτευόμενης μάθησης είναι μια νέα εξήγηση ή παρουσίαση των δεδομένων, η οποία στη συνέχεια θα οδηγήσει σε βελτιωμένες μελλοντικές απαντήσεις ή αποφάσεις.

Στους τομείς της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης, μια τέτοια παρουσίαση αποτελεί ένα σύνολο εννοιών και κανόνων, που δίνουν μια συμβολική εξήγηση για τα δεδομένα. Στα ΤΝΔ, η παρουσίαση μπορεί να είναι μια κατηγοριοποίηση των δεδομένων ή ένας διακριτός χάρτης, που εξηγεί τη δομή τους και μπορεί να αποκαλύψει τις υποκείμενες αιτίες τους (Oja E, 2002).

Η μη εποπτευόμενη μάθηση, από την πλευρά της μηχανικής, είναι μια εξαιρετικά ισχυρή και ελπιδοφόρα προσέγγιση σε ορισμένα πρακτικά προβλήματα επεξεργασίας δεδομένων, όπως η εξόρυξη δεδομένων (Data Mining - DM) και η ανακάλυψη γνώσεων από πολύ μεγάλες βάσεις δεδομένων ή από νέους τρόπους αλληλεπιδράσεων ανθρώπου-

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

υπολογιστή. Στις περιπτώσεις αυτές, το λογισμικό προσαρμόζεται στις απαιτήσεις και συνήθειες του ανθρώπου με την παρατήρηση της συμπεριφοράς του.

Η πιο πρόσφατη τάση της μη εποπτευόμενης μάθησης είναι τα στοχαστικά γενετικά μοντέλα. Η βασική υπόθεση της υπόψη τεχνικής είναι ότι εάν είναι δυνατόν να δημιουργηθεί και να εκτιμηθεί ένα μοντέλο, που εξηγεί τα δεδομένα όσον αφορά σε ορισμένες λανθάνουσες μεταβλητές, μπορούν να ληφθούν βασικές πληροφορίες για την πραγματική φύση και δομή τους. Κατά συνέπεια, τεχνικές και μέθοδοι των τομέων της πρόβλεψης και της συμπίεσης δεδομένων μπορούν να γίνουν πιο εύκολες (Oja E, 2002).

Το κυριότερο μειονέκτημα της μη εποπτευόμενης μάθησης εστιάζεται στο ότι είναι πιο υποκειμενική από την εποπτευόμενη, καθώς δεν υπάρχει ένας απλός στόχος της ανάλυσης, όπως η πρόβλεψη μιας απάντησης. Εντούτοις, οι τεχνικές της υπόψη μάθησης έχουν αυξανόμενη σημασία σε αρκετά πεδία όπως το διαχωρισμό ομάδων ασθενών με καρκίνο του μαστού με βάση τα γονίδιά τους, τη διάκριση ομάδων αγοραστών από τη συμπεριφορά περιήγησης σε ιστοσελίδες και τις αγορές τους και τέλος την κατηγοριοποίηση ταινιών από τις βαθμολογίες των θεατών (James G, Witten D, Hastie T, Tibshirani R, 2013).

#### Εποπτευόμενη Μάθηση.

Στην εποπτευόμενη μάθηση, ο στόχος είναι να προκύψει ένα μοντέλο χαρτογράφησης (δηλ. μια συνάρτηση) από το  $x$  στο  $y$ , με την προϋπόθεση ότι παρέχεται μια συλλογή δεδομένων μάθησης αποτελούμενη από ζεύγη  $(x_i, y_i)$ . Τυπική προϋπόθεση είναι ότι τα ζεύγη  $(x_i, y_i)$  λαμβάνονται τυχαία από μια κατανομή  $(X, Y)$ . Η διαδικασία και το αναμενόμενο αποτέλεσμα είναι σαφώς καθορισμένα, ενώ επίσης η χαρτογράφηση μπορεί να αξιολογηθεί από τις προγνωστικές επιδόσεις του μοντέλου μέσω συλλογών ελέγχου.

Η εποπτευόμενη μάθηση είναι μια διαδικασία μηχανικής μάθησης, που προσδιορίζει μια συνάρτηση από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα εκπαίδευσης θα πρέπει να αποτελούνται από ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο εκπαιδευτικών παραδειγμάτων. Στην εποπτευόμενη μάθηση, κάθε παράδειγμα είναι ένα ζεύγος που αποτελείται από ένα αντικείμενο εισόδου (συνήθως ένα διάνυσμα) και μια επιθυμητή τιμή εξόδου. Ένας αλγόριθμος εποπτευόμενης μάθησης, αναλύει τα δεδομένα εκπαίδευσης και εκτιμά μια συναγόμενη συνάρτηση, που ονομάζεται ταξινομητής [αν η έξοδος είναι διακριτή (π.χ. 0,1 κλπ.)] ή μια συνάρτηση παλινδρόμησης (αν η έξοδος είναι συνεχής). Η συναγόμενη συνάρτηση θα πρέπει να προβλέπει τη σωστή τιμή εξόδου για κάθε έγκυρο διάνυσμα εισόδου. Για να επιτευχθεί αυτό, ο αλγόριθμος μάθησης θα πρέπει να έχει την ικανότητα γενίκευσης, δηλαδή βασιζόμενος στα δεδομένα μάθησης, να υπολογίζει τιμές εξόδου για

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

δεδομένα εισόδου, που δεν έχει αντιμετωπίσει ξανά, με ένα λογικό τρόπο (Wang B, Zou D, Ding R., 2011).

#### Ημιοπτευόμενη Μάθηση

Η ημιοπτευόμενη μάθηση (HEM) βρίσκεται στο ήμισυ της διαδρομής ανάμεσα στην εποπτευόμενη και τη μη εποπτευόμενη. Στην περίπτωση αυτή, παρέχεται ο αλγόριθμος με έναν αριθμό από δεδομένα εισόδου χωρίς το αντίστοιχο αποτέλεσμα εξόδου καθώς και με έναν αριθμό ολοκληρωμένων δεδομένων μάθησης. Αυτή είναι η τυπική ημιοπτευόμενη μάθηση.

Επιπρόσθετα, είναι δυνατές και άλλες μορφές μερικής εποπτείας. Για παράδειγμα, μπορεί να υπάρχουν περιορισμοί, όπως κάποια συγκεκριμένα σημεία να έχουν (ή να μην έχουν) το ίδιο αποτέλεσμα (Abu-Mostafa Y, 1995). Άλλοι συγγραφείς βλέπουν την HEM ως μάθημα χωρίς επίβλεψη που καθοδηγείται από περιορισμούς. Επίσης άλλοι βλέπουν την HEM ως επιβλεπόμενη μάθηση με πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με την κατανομή των παραδειγμάτων  $x$ . Η τελευταία ερμηνεία φαίνεται να συμβαδίζει περισσότερο στην πλειονότητα των εφαρμογών, όταν ο στόχος είναι ο ίδιος όπως στην εποπτευόμενη μάθηση, δηλαδή να προβλέψουμε μια τιμή εξόδου για ένα δεδομένο  $x_i$ . Ωστόσο, η ερμηνεία αυτή δεν μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα εάν ο αριθμός και η φύση των κατηγοριών δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων, αλλά πρέπει να συναχθούν από τα δεδομένα.

### **4.5. Αξιολόγηση του Μοντέλου Μηχανικής Μάθησης.**

Η αξιολόγηση του μοντέλου μηχανικής μάθησης, αποτελεί ουσιαστικό μέρος κάθε έργου. Το κάθε μοντέλο μπορεί να παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν αξιολογείται με τη χρήση ενός κριτηρίου, για παράδειγμα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, αλλά μπορεί να δώσει μη ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν αξιολογείται σε σχέση με άλλα κριτήρια, όπως λογαριθμική απώλεια, ακρίβεια ταξινόμησης (ποσοστό σωστών ταξινομήσεων) κλπ. Τις περισσότερες φορές χρησιμοποιούμε την ακρίβεια ταξινόμησης για να μετρήσουμε την απόδοση του μοντέλου μας, ωστόσο αυτή από μόνη της δεν αρκεί για να κρίνουμε πραγματικά το μοντέλο μας. Στη συνέχεια αναφέρονται κάποιες μέθοδοι αξιολόγησης του μοντέλου.

#### Ακρίβεια Ταξινόμησης

Ως ακρίβεια ταξινόμησης εννοούμε το λόγο του αριθμού των σωστών προβλέψεων σε σχέση με το συνολικό αριθμό δειγμάτων εισόδου:

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

$$\text{Ακρίβεια Ταξινόμησης} = \frac{\text{Αριθμός Σωστών Προβλέψεων}}{\text{Συνολικός Αριθμός Προβλέψεων}}$$

Ο δείκτης αυτός λειτουργεί καλά μόνο αν υπάρχει ίσος αριθμός δειγμάτων που ανήκουν σε κάθε μια από τις κατηγορίες. Για παράδειγμα, εάν υπάρχουν 98% δείγματα κλάσης A και 2% δείγματα κλάσης B στη συλλογή δεδομένων εκπαίδευσης, τότε το μοντέλο θα μπορούσε να επιτύχει εύκολα 98% ακρίβεια στην εκπαίδευση, προβλέποντας απλώς κάθε δείγμα εκπαίδευσης που ανήκει στην κατηγορία A. Όταν το ίδιο μοντέλο δοκιμάζεται σε συλλογή ελέγχου με 60% δείγματα κατηγορίας A και 40% δείγματα κατηγορίας B, τότε η ακρίβεια δοκιμής μειώνεται στο 60%. Η ακρίβεια ταξινόμησης είναι ένας καλός δείκτης, αλλά υπάρχει η πιθανότητα να παρουσιάσει ψευδή εικόνα υψηλής ακρίβειας.

Το πραγματικό πρόβλημα προκύπτει όταν το κόστος της εσφαλμένης ταξινόμησης των δειγμάτων της λιγότερο συχνά εμφανιζόμενης κλάσης είναι πολύ υψηλό. Για παράδειγμα, αν αντιμετωπίζουμε μια σπάνια αλλά θανατηφόρα ασθένεια, το κόστος αποτυχίας της διάγνωσης της νόσου ενός αρρώστου είναι πολύ υψηλότερο από το κόστος της υποβολής ενός υγιούς ατόμου σε περισσότερες εξετάσεις.

### Βαθμολογία F1

Η βαθμολογία F1 χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της ακρίβειας ενός ελέγχου και είναι ο μέσος όρος μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης. Το εύρος για τη βαθμολογία F1 είναι [0, 1]. Η υπόψη βαθμολογία διευκρινίζει πόσο ακριβές είναι το υπό αξιολόγηση μοντέλο (πόσες περιπτώσεις ταξινομεί σωστά), καθώς και πόσο αξιόπιστο είναι (δεν χάνεται ένας σημαντικός αριθμός περιπτώσεων).

Η υψηλή ακρίβεια, αλλά η χαμηλότερη ανάκληση, σημαίνει ένα εξαιρετικά ακριβές μοντέλο, που όμως παραλείπει ένα μεγάλο αριθμό περιπτώσεων που είναι δύσκολο να ταξινομηθούν. Όσο μεγαλύτερη είναι η βαθμολογία F1, τόσο καλύτερη είναι η απόδοση του μοντέλου μας. Μαθηματικά, μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\text{Βαθμολογία F1} = 2 * \frac{1}{\frac{1}{\text{ακρίβεια}} + \frac{1}{\text{ανάκληση}}}$$

Με τη χρήση της βαθμολογίας F1 γίνεται προσπάθεια να βρεθεί ισορροπία ανάμεσα στην ακρίβεια και την ανάκληση.

Ως ακρίβεια νοείται ο αριθμός των σωστών θετικών αποτελεσμάτων διαιρούμενος με το συνολικό αριθμό των θετικών αποτελεσμάτων που προέβλεψε το μοντέλο.

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις}}{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις} + \text{Λανθασμένες θετικές προβλέψεις}}$$



«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Ως ανάκληση θεωρείται ο αριθμός των σωστών θετικών αποτελεσμάτων διαιρούμενος με τον αριθμό όλων των σχετικών δειγμάτων (όλα τα δείγματα που θα έπρεπε να έχουν προσδιοριστεί ως θετικά) (Aditya Mishra, 2018).

$$\text{Ανάκληση} = \frac{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις}}{\text{Σύνολο θετικών δειγμάτων}}$$

#### Μέσο Σφάλμα (Mean Error)

Το μέσο σφάλμα είναι ο μέσος όρος της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Παρέχει μια σχετικά ανακριβή ένδειξη της απόκλισης των προβλέψεων από τις πραγματικές τιμές αλλά μέσω του δείκτη αυτού είναι δυνατό να προσδιοριστεί η κατεύθυνση του σφάλματος δηλαδή αν οι πραγματικές τιμές είναι μεγαλύτερες ή μικρότερες από τις προβλέψεις (αισιόδοξες ή απαισιόδοξες προβλέψεις). Υπολογίζεται με τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)

Το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα είναι ο μέσος όρος των απόλυτων τιμών της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Παρέχει μια ακριβή ένδειξη της απόκλισης των προβλέψεων από τις πραγματικές τιμές, δηλαδή της ακρίβειας του μοντέλου, ωστόσο δεν παρέχει καμία ένδειξη για την κατεύθυνση του σφάλματος. Υπολογίζεται με τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error-MSE)

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι παρόμοιο με το μέσο απόλυτο σφάλμα, με τη μόνη διαφορά ότι το MSE παίρνει τον μέσο όρο του τετραγώνου της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Καθώς παίρνουμε το τετράγωνο του σφάλματος, το αποτέλεσμα των μεγαλύτερων σφαλμάτων γίνεται πιο έντονο, οπότε το

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

μοντέλο μπορεί πλέον να επικεντρωθεί περισσότερο στα μεγαλύτερα σφάλματα. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error-RMSE)

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος είναι αρκετά παρόμοια με το μέσο απόλυτο σφάλμα, με τη μόνη διαφορά ότι το αποτέλεσμα των μεγαλύτερων σφαλμάτων γίνεται πιο έντονο, οπότε το μοντέλο μπορεί πλέον να επικεντρωθεί περισσότερο στα μεγαλύτερα σφάλματα, όπως και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Επιπλέον είναι πιο άμεσα συγκρίσιμη με το μέσο απόλυτο σφάλμα, επιτρέποντας την άμεση αναγνώριση ύπαρξης ή όχι σφαλμάτων μεγαλύτερων από το μέσο όρο. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2}$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error-MAPE)

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι επίσης ένας δείκτης της ακρίβειας του μοντέλου με τη διαφορά ότι έχει απαλειφθεί η κλίμακα των πραγματικών δεδομένων και των προβλέψεων. Με αυτό τον τρόπο επιτρέπει τη συγκριτική αξιολόγηση μοντέλων που έχουν μελετηθεί σε διαφορετικές συλλογές δεδομένων. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - F_i|}{Y_i} * 100 (\%)$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error-sMAPE)

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Το συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι επίσης ένας δείκτης της ακρίβειας του μοντέλου, παρόμοιος με το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, ο οποίος χρησιμοποιείται όταν οι πραγματικές τιμές είναι πολύ μικρές και προσεγγίζουν το μηδέν. Σε αυτή την περίπτωση το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα λαμβάνει πολύ μεγάλες τιμές, που δυσχεραίνουν την αξιολόγηση του μοντέλου. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να τονισθεί ότι ο υπόψη δείκτης, παρόλο που ονομάζεται συμμετρικός, εμφανίζει διαφοροποίηση του ποσοστού σφάλματος όταν η πρόβλεψη είναι μεγαλύτερη από την πραγματική τιμή, σε σχέση με όταν είναι μικρότερη, λόγω της ύπαρξης της τιμής της πρόβλεψης στον παρονομαστή του τύπου υπολογισμού:

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2 * |Y_i - F_i|}{Y_i + F_i} * 100 (\%)$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

#### Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Κλίμακας (Mean Absolute Scaled Error-MAsE).

Το μέσο απόλυτο σφάλμα κλίμακας είναι ένα μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης, που προτάθηκε από τους Koehler & Hyndman το 2006 ως ακολούθως:

$$MASE = \frac{\text{Μέσος όρος απόλυτου σφάλματος υπό εξέταση μοντέλου}}{\text{Μέσος όρος απόλυτου σφάλματος μεθόδου Naive}}.$$

Η μέθοδος Naive έγκειται στην θεώρηση ως πρόβλεψη της περιόδου  $i$ , την πραγματική τιμή της περιόδου  $i - 1$ . Δηλαδή ισχύει ότι  $F_i = Y_{i-1}$ . Το MASE υπολογίζεται από τον μαθηματικό τύπο:

$$MASE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

Όπου  $Y_i$  οι πραγματικές τιμές και  $F_i$  οι προβλέψεις.

Από τον παραπάνω τύπο προκύπτει ότι εάν  $MASE > 1$ , η πραγματική πρόβλεψη είναι χειρότερη από ό,τι μια πρόβλεψη μέσω της μεθόδου Naive, σε όρους μέσου απόλυτου σφάλματος. Σημειώνεται ότι η μέθοδος Naive είναι μια πολύ απλή και με μικρές υπολογιστικές απαιτήσεις μέθοδος. Έτσι, εάν το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι το σχετικό μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης (που εξαρτάται από το πρόβλημα), το  $MASE > 1$  υποδηλώνει ότι η πραγματική πρόβλεψη πρέπει να απορριφθεί υπέρ μιας αφελούς πρόβλεψης, αν αναμένουμε τα μελλοντικά δεδομένα, που δεν υπάρχουν στη δειγματοληψία, να είναι αρκετά όμοια με τα δεδομένα στο δείγμα (επειδή γνωρίζουμε μόνο πόσο ακριβής είναι μια αφελής πρόβλεψη στο δείγμα, και όχι έξω από αυτό).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Παράδειγμα Εφαρμογής Διαγνωστικής Συντήρησης-Μελέτη Περίπτωσης Προγνωστικής Συντήρησης.**

### **5.1 Παράδειγμα Εφαρμογής Διαγνωστικής Συντήρησης: Το Πρόγραμμα Ανάπτυξης Ολοκληρωμένου Διαγνωστικού Συστήματος για τα Ελικόπτερα του Πολεμικού Ναυτικού των ΗΠΑ.**

Το Πολεμικό Ναυτικό των ΗΠΑ είχε από καιρό θέσει το στόχο για βελτίωση της ετοιμότητας του στόλου των Ε/Π μέσω της αποτελεσματικότερης συντήρησης, την εξάλειψη των απωλειών αεροσκαφών και προσωπικού και τη σημαντική μείωση του κόστους συντήρησης. Οι απαιτήσεις για την παράταση της διάρκειας ζωής των Ε/Π και οι περιορισμοί στο ανθρώπινο δυναμικό είχαν αυξήσει την ανάγκη για την πραγματοποίηση αυτών των αναβαθμίσεων. Μια κύρια αιτία των ατυχημάτων Κατηγορίας Α (απώλεια αεροσκαφών και / ή προσωπικού) σε ελικόπτερα του Ναυτικού προκαλούνται από αστοχίες στον κινητήρα και τα δυναμικά παρελκόμενα του Ε/Π (κύριο και ουραίο στροφέιο, κιβώτια μετάδοσης κλπ). Η ανάγκη για ακριβή εντοπισμό και διάγνωση των προβλημάτων που εμφανίζονται σε μηχανικά συστήματα είναι μεγάλης σημασίας για την ικανότητα περιορισμού των βλαβών και αποτροπής εκτέλεσης υπερβολικής συντήρησης.

Το σύστημα που τελικά αναπτύχθηκε επιτυγχάνει τα προαναφερθέντα μέσω της ικανότητάς του να προβλέπει την επικείμενη αστοχία τόσο των δομικών όσο και των δυναμικών στοιχείων του μηχανισμού κίνησης του Ε/Π και κατά συνέπεια να προσδιορίζει άμεσα τις απαιτήσεις για συντήρηση με βάση την κατάσταση του συστήματος καθώς και να ενημερώνει τον πιλότο για τυχόν συνθήκες που επηρεάζουν την ασφάλεια πτήσεων (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

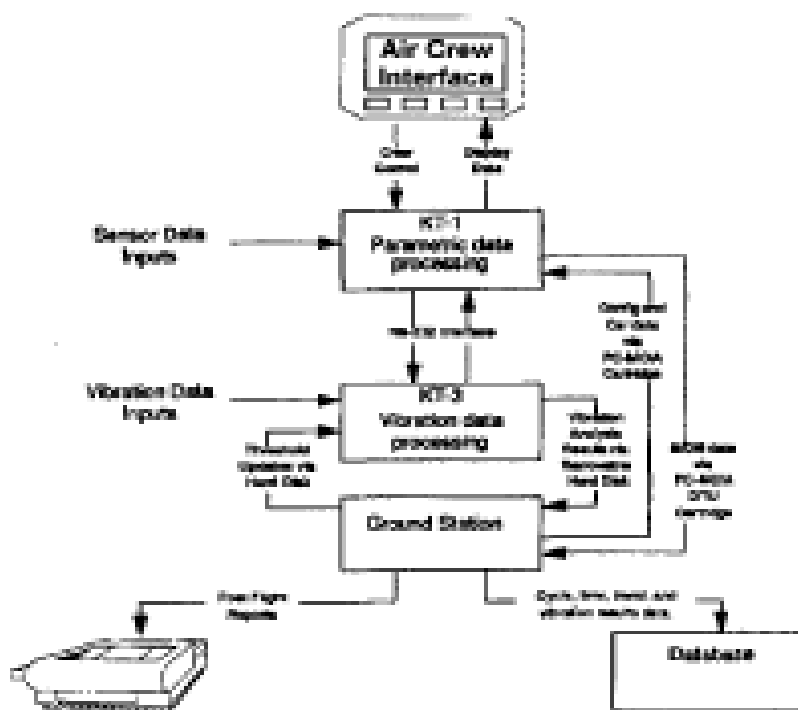
Μία σημαντική πρόκληση ήταν η συλλογή και η διαχείριση μεγάλης ποσότητας δεδομένων για την αξιολόγηση της λειτουργικής κατάστασης και της χρήσης των συστημάτων του Ε/Π.

Ένα σημαντικό μειονέκτημα της εφαρμογής εμπορικών συστημάτων πρώτης γενιάς το 1992, ήταν η έλλειψη πρωτογενών δεδομένων που θα συλλέγονταν για την επικύρωση και τη βελτιστοποίηση της ολοκληρωμένης λειτουργίας των υπόψη συστημάτων (Integrated Mechanical Diagnostic - IMD). Ως αποτέλεσμα, αυτά τα συστήματα παρουσίασαν ψευδείς συναγερμούς και αποτυχίες διαπίστωσης δυσλειτουργιών και αστοχιών και δεν συγκέντρωναν συστηματικά τα υποστηρικτικά πρωτογενή δεδομένα που θα επέτρεπαν τη βελτίωση της διαγνωστικής τους ακρίβειας.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Η συλλογή πρωτογενών δεδομένων αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση σε οποιαδήποτε προσπάθεια ανάπτυξης τέτοιων συστημάτων, προκειμένου να διαπιστώνονται αξιόπιστα οι μηχανικές αστοχίες και δυσλειτουργίες, να αποφεύγονται ψευδείς συναγερμοί και να αναπτυχθούν αλγόριθμοι χρήσης και καταπόνησης των δομικών και μηχανικών συστημάτων.

Το 1993, υπογράφηκε σύμβαση μεταξύ του Ναυτικού των ΗΠΑ και μιας εμπορικής εταιρείας για την προμήθεια δύο λειτουργικών ισοδύναμων ολοκληρωμένων διαγνωστικών συστημάτων. Η εταιρεία επέλεξε να πραγματοποιήσει σημαντική επένδυση στο πρόγραμμα μέσω της παροχής εμπορικού λογισμικού και υλικού (COTS). Το σύστημα χρησιμοποιεί ένα βιομηχανικό πρότυπο ανοικτής αρχιτεκτονικής για να διευκολύνει τη διαμόρφωση και την εισαγωγή νέου υλικού και λογισμικού. Η εταιρεία διαίρεσε το σύστημα σε δύο κύριες ηλεκτρονικές μονάδες, μια οθόνη παρουσίασης λειτουργικών χαρακτηριστικών του αεροσκάφους και μια μονάδα παρακολούθησης και συλλογής ταλαντώσεων, ανάλυσής τους και σύστημα ζυγοστάθμισης και ευθυγράμμισης του κυρίου στροφείου. Η αρχιτεκτονική και η ροή δεδομένων παρουσιάζονται στην εικόνα 5.1.



Εικόνα 5.1: Αρχιτεκτονική Διαγνωστικού Συστήματος (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Αν και δεν είναι μονάδα μαζικής παραγωγής, η μονάδα παρακολούθησης και συλλογής των ταλαντώσεων είναι απαραίτητη για τη συλλογή των πρωτογενών δεδομένων που είναι αναγκαία για την τεκμηρίωση της τεχνολογίας διάγνωσης

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

και την απόκτηση επαρκούς γνώσης για τη σύνταξη των ελάχιστων αποδεκτών προδιαγραφών παραγωγής.

### **5.1.1. Βασικές Αρχές Διαγνωστικής Μεθόδου.**

Το επίκεντρο αυτής της μελέτης ήταν η διερεύνηση ενός ευρέος φάσματος διαγνωστικών μεθόδων που βασίζονται σε δεδομένα ταλαντώσεων, με τρόπο που θα οδηγούσε σε ορθολογική επιλογή αξιόπιστων τεχνικών μαζικής παραγωγής, οι οποίες θα διαθέτουν μεγάλη ικανότητα στην ακριβή ανίχνευση με χαμηλά ποσοστά ψευδών συναγερμών. Το σύνολο των δεδομένων είναι εγγραφές ψηφιακών χρονοσειρών, οι οποίες καταγράφονται ταυτόχρονα μέχρι και σε 32 κανάλια με ρυθμό 100.000 δείγματα ανά δευτερόλεπτο, για 30 δευτερόλεπτα. Αυτό το σύστημα καταγράφει πέντε σύνολα πρωτογενών δεδομένων ανά πτήση για ανάλυση δεδομένων μετά την πτήση στον επίγειο σταθμό. Οι αλγόριθμοι του μηχανικού διαγνωστικού συστήματος, που παρέχονται από την αντισυμβαλλόμενη εταιρεία, είναι κλασικοί, βασισμένοι στο φυσικό μοντέλο. Δηλαδή, το μοντέλο βασίζεται και χρησιμοποιεί τα ιδιόκτητα δεδομένα της κατασκευάστριας εταιρείας του Ε/Π (Sikorsky) όσον αφορά στη λειτουργία και διάγνωση βλαβών των γραναζιών και ρουλεμάν. Δεν απαιτείται εκπαίδευση των αλγορίθμων για την ανίχνευση δυσλειτουργίας ή αστοχίας. Το σύστημα συμβάλλει σε τρεις σημαντικούς τομείς στην ανάπτυξη και την επαλήθευση της διαγνωστικής μεθόδου συντήρησης για τα ελικόπτερα:

1. Το σύστημα αποκτά ταυτόχρονα δεδομένα από όλα τα κανάλια. Αυτό καθιστά δυνατή τη χρήση πολλαπλών καναλιών για την ανάλυση ενός μόνο υλικού, ένα βασικό στοιχείο για τη μείωση των ψευδών συναγερμών. Το υπόψη σύστημα έχει την ικανότητα καταγραφής του συνόλου των πρωτογενών και επεξεργασμένων δεδομένων για τη λειτουργία του κινητήρα και της μετάδοσης κίνησης. Επίσης αποθηκεύει πρωτογενή δεδομένα από όλα τα κανάλια, συμπεριλαμβανομένων των ταχυμέτρων, για ανάλυση και αξιολόγηση μετά την πτήση και μελλοντική ανάπτυξη των αλγορίθμων. Αυτό ελαχιστοποιεί την πιθανότητα μια δυσλειτουργία στην προεπεξεργασία των δεδομένων να μολύνει τη βάση δεδομένων.

2. Το σύστημα έχει τη δυνατότητα αυτόματης προσαρμογής ώστε να παρέχει καλή αναλογία σήματος προς θόρυβο για όλα τα κανάλια. Το σύστημα ξεκινά κάθε καταγραφή με συλλογή δεδομένων διάρκειας ενός δευτερολέπτου και ρυθμίζεται αυτόματα με βάση το πλάτος μέτρησης του σήματος και με στόχο την μεγιστοποίηση του δυναμικού εύρους. Οι ρυθμίσεις για κάθε κανάλι καταγράφονται με τα πρωτογενή δεδομένα για μελλοντική ανάλυση.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

3. Τέλος, το σύστημα δύναται να επεξεργάζεται τα πρωτογενή δεδομένα επί του Ε/Π. Η λειτουργία όλων των γρاناζιών, των ρουλεμάν και των αξόνων αναλύονται και τα διαγνωστικά αποτελέσματα καταγράφονται στο αρχείο δεδομένων παραμέτρων λειτουργίας του αεροσκάφους σύμφωνα με το καθεστώς πτήσης. Τα πρωτογενή αρχεία δεδομένων μπορούν να διατηρηθούν σε μνήμη RAM μέχρι την ολοκλήρωση της ανάλυσης και στη συνέχεια να απορριφθούν αν δεν εντοπιστούν ανωμαλίες από τον έλεγχο ορίων. Εάν μια παράμετρος θεωρηθεί, βάσει ανάλυσης, ότι βρίσκεται σε κατάσταση "απαίτησης συντήρησης" ή "συναγερμού", υπερβαίνοντας προκαθορισμένα όρια για κάποιο συγκεκριμένο υλικό, τότε τα δεδομένα από όλα τα επιταχυνσιόμετρα που χρησιμοποιούνται για την παρακολούθησή του καθώς και από το στροφόμετρο του αεροσκάφους, αποθηκεύονται ως πρωτογενή δεδομένα χρονοσειράς για ανάλυση μετά την πτήση. Όταν υπάρχουν δεδομένα που συλλέχθηκαν κατόπιν εντολής του πιλότου μέσω ενεργοποίησης συγκεκριμένου διακόπτη, τότε εγγράφονται στο δίσκο μαζί με όλα τα αποτελέσματα της ανάλυσης.

#### **5.1.2. Βασικές Αρχές Προγνωστικής Μεθόδου.**

Αν και είναι συχνά δύσκολο να διαχωριστούν οι διαγνωστικές και προγνωστικές επιδόσεις σε ένα πρόγραμμα διασποράς δυσλειτουργιών και αστοχιών όπως το συγκεκριμένο, ένα από τα αποτελέσματα αυτής της προσπάθειας ήταν η επίδειξη της δυναμικότητας και των επιδόσεων των προγνωστικών μεθόδων. Ως προγνωστική μέθοδος συντήρησης ορίζεται η ικανότητα ενός συστήματος συντήρησης να παρέχει έγκαιρη ανίχνευση της πρόδρομης ή/και αρχικής κατάστασης δυσλειτουργίας σε ένα υλικό ή της κατάστασης αστοχίας ενός εξαρτήματος του υλικού και να διαθέτει την τεχνολογία και τα μέσα για τη διαχείριση και την πρόβλεψη της εξέλιξης αυτής της κατάστασης δυσλειτουργίας μέχρι την αστοχία του υλικού. Η έγκαιρα ανιχνευόμενη, "αρχική" κατάσταση δυσλειτουργίας παρακολουθείται και διαχειρίζεται με ασφάλεια καθώς εξελίσσεται από μια μικρή δυσλειτουργία σε μεγαλύτερη βλάβη, έως ότου δικαιολογεί κάποια ενέργεια συντήρησης ή/και αντικατάσταση. Μέσω αυτής της έγκαιρης ανίχνευσης και παρακολούθησης της αρχικά προκληθείσας δυσλειτουργίας, η λειτουργική κατάσταση του υλικού είναι γνωστή σε κάθε χρονική στιγμή και το μελλοντικό συμβάν αστοχίας μπορεί να προβλεφθεί με ασφάλεια στο χρόνο ώστε να αποφευχθεί.

Εφαρμόζοντας πολλούς από τους ίδιους αλγορίθμους και τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν στη διαγνωστική συντήρηση και βασίζονται στην ανάλυση των ταλαντώσεων, καταδείχθηκε κατά τη διάρκεια αυτών των δοκιμών ότι είναι δυνατόν να επιτευχθεί με σημαντική βεβαιότητα η πρόβλεψη μιας αστοχίας. Η τεχνική που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της αστοχίας ενός υλικού είναι η προεκβολή των καταγεγραμμένων συχνοτήτων ταλαντώσεων, των στατιστικών παραμέτρων ή/και των

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

τάσεων των διαγνωστικών δεικτών. Είναι βέβαια απαραίτητο να υπάρχουν καταγεγραμμένα δεδομένα από αισθητήρες, αλγόριθμους και διαγνωστικούς δείκτες, οι οποίοι να είναι αρκετά ευαίσθητοι και ακριβείς ώστε να εντοπίζουν την πρόδρομη ή την αρχική μικρή δυσλειτουργία του υλικού. Είναι εξίσου σημαντικό να υφίσταται μια αξιόπιστη βάση δεδομένων, με παραδείγματα παρόμοιων τύπων δυσλειτουργιών, ούτως ώστε να γίνεται κατανοητός ο ρυθμός εξέλιξης της δυσλειτουργίας. Χρησιμοποιώντας τη γνώση που προέρχεται από την καταγεγραμμένη εμπειρία της υπόψη βάσης δεδομένων καθώς επίσης και τη κατανόηση της εξέλιξης των διαφόρων τύπων δυσλειτουργιών, καθίσταται εφικτή η κατάλληλη ρύθμιση των ορίων ειδοποίησης. Είναι κατανοητό ότι στις περισσότερες περιπτώσεις, τα όρια ειδοποίησης όσον αφορά στην ασφάλεια της πτήσης (προειδοποίηση των πιλότων του Ε/Π) θα είναι σημαντικά υψηλότερα από ό,τι για την απαίτηση πραγματοποίησης συντήρησης. Η θέσπιση αυτών των ορίων είναι ένα απαραίτητο βήμα για τη μελλοντική υλοποίηση της πρόβλεψης μιας αστοχίας και τη δυνατότητα πρόγνωσης της. Ο καθορισμός ρεαλιστικών ορίων ειδοποίησης, απαιτεί την ύπαρξη μίας εκτεταμένης βάσης δεδομένων όσον αφορά στην εξέλιξη των δυσλειτουργιών των υλικών μέχρι την αστοχία τους μέσω καταγραφής πραγματικών αστοχιών ή/και μέσω δοκιμών με εμφύτευση δυσλειτουργίας όπως στο υπόψη πρόγραμμα των Ε/Π SH-60. Σε διαφορετική περίπτωση ο καθορισμός των υπόψη ορίων καθίσταται από πολύ δύσκολος έως αδύνατος.

Υπάρχουν και άλλα σημαντικά εργαλεία για την επιτυχή υλοποίηση της πρόγνωσης μιας αστοχίας. Ένα από αυτά είναι η προγνωστική προσέγγιση με βάση φυσικά μοντέλα. Οι τεχνικές που βασίζονται σε φυσικά μοντέλα απαιτούν λεπτομερή και ακριβή κατανόηση της υποκείμενης φυσικής του συστήματος όσον αφορά στον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί ένα συγκεκριμένο στοιχείο, σύστημα ή μηχανή σε κανονικές συνθήκες ή υπό δυσλειτουργία. Η σύγκριση μεταξύ των πραγματικών καταγραφόμενων δεδομένων και αυτού του ακριβούς μοντέλου, επιτρέπει τον ανά πάσα στιγμή προσδιορισμό της κατάστασης του υλικού που παρακολουθείται.

Ένα άλλο εργαλείο αποτελεί μια σειρά προσεγγίσεων και τεχνικών για τη διαχείριση της διασποράς των δεδομένων και των ψευδών ειδοποιήσεων. Μερικές από τις προσεγγίσεις που εφαρμόστηκαν για την αντιμετώπιση της εγγενούς διασποράς των δεδομένων και τη διαχείριση ψευδών ειδοποιήσεων περιλαμβάνουν τεχνικές ασαφούς λογικής (Fuzzy Logic), νευρωνικών δικτύων (Neural Networks), συγχώνευση δεδομένων και απαίτηση ταυτόχρονης ύπαρξης πολλαπλών ενδείξεων (προερχόμενες είτε από αισθητήρες ή από αλγόριθμους) που απαιτούνται πριν από τη δημιουργία μιας ειδοποίησης.



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

### **5.1.3. Αξιολόγηση του Προγράμματος.**

Το Ε/Π SH-60 επιλέχθηκε για το πρόγραμμα αυτό, δεδομένου ότι προσέφερε την καλύτερη διαθεσιμότητα δοκιμαστικών συσκευών και εγκαταστάσεων και το υψηλότερο δυναμικό υποστήριξης λόγω του μεγάλου στόλου αεροσκαφών στο Πολεμικό Ναυτικό των ΗΠΑ. Το σύστημα μετάδοσης κίνησης του Ε/Π περιλαμβάνει δύο κινητήρες General Electric T700, το κύριο κιβώτιο μετάδοσης ταχυτήτων, ένα ψυγείο λαδιού και το ουραίο σύστημα μετάδοσης κίνησης.

Για να εξασφαλιστεί μια ολοκληρωμένη προσπάθεια, ο προγραμματισμός για αυτό το πρόγραμμα δοκιμών πραγματοποιήθηκε με την υποστήριξη από άτομα και οργανισμούς που ασχολούνταν με το σχεδιασμό των Ε/Π SH-60 και των διαγνωστικών συστημάτων. Η ομάδα ανέπτυξε και κατέγραψε το πρόγραμμα δοκιμών. Ο προγραμματισμός όλων των δοκιμών υλικών με τεχνητά προκληθείσες δυσλειτουργίες συζητήθηκε με τους μηχανικούς της κατασκευάστριας εταιρείας του συστήματος μετάδοσης Sikorsky.

Ο αξιόπιστος εντοπισμός σφαλμάτων από τις καταγραφές και την ανάλυση των ταλαντώσεων αποτελεί ένα καλά τεκμηριωμένο αλλά δύσκολο έργο. Σε πολλές περιπτώσεις, κατέστη δυνατό να καταδειχθεί ότι μια δεδομένη διαδικασία μπορεί να αναγνωρίσει επιτυχώς ένα σφάλμα σε μια δοκιμή μικρής κλίμακας. Η μαζική χρήση τέτοιων μεθόδων κατά την επιχειρησιακή λειτουργία πολύπλοκων συστημάτων με ποικίλες λειτουργικές παραμέτρους, οι οποίες διαφοροποιούνται με το χρόνο, έχει αποδειχθεί πολύ πιο δύσκολο να εφαρμοστεί χωρίς να εμφανίζονται ψευδείς προειδοποιήσεις και αποτυχίες ανιχνεύσεων δυσλειτουργιών. Προκειμένου να μεγιστοποιηθεί το δυνητικό όφελος, αποφασίστηκε από πολύ νωρίς στην αρχή του προγράμματος, το διαγνωστικό σύστημα να είναι ένα σύγχρονο σύστημα συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων. Οι στόχοι του περιελάμβαναν τη συλλογή των πρωτογενών δεδομένων και τη χρήση τους ως βάση για την ορθολογική επιλογή και αξιολόγηση διαγνωστικών παραμέτρων όπως ο ρυθμός συλλογής δεδομένων, το μέγεθος του δείγματος, ο απαιτούμενος βαθμός επικάλυψης των δειγμάτων κ.λπ., καθώς και ο εντοπισμός των ανωμαλιών που οδηγούν σε ασυνεπή απόδοση του συστήματος. Το σύστημα καταγραφής των ταλαντώσεων και μετάδοσης της κίνησης συνδυάστηκαν για να δημιουργήσουν ένα μοναδικό ολοκληρωμένο σύστημα μηχανικής διάγνωσης.

Το προσωπικό που συμμετείχε στο πρόγραμμα ξεκίνησε κατά την έναρξη του προγράμματος να συλλέγει υλικά του συστήματος μετάδοσης κίνησης, τα οποία εμπεριείχαν δυσλειτουργίες. Αυτά τα υλικά κρίθηκαν εκτός λειτουργικών ορίων κατά τη διαδικασία γενικής επιθεώρησής τους και συλλέχθηκαν για να χρησιμοποιηθούν για δοκιμές αντί να προωθηθούν για διάλυση. Η πρακτική αυτή παρείχε τη δυνατότητα τεράστιας εξοικονόμησης κόστους διότι αποφεύχθηκε η αγορά εύχρηστων ανταλλακτικών, στα οποία θα

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

προκαλούνταν τεχνητές δυσλειτουργίες για τη χρήση τους σε δοκιμές, ενώ παράλληλα τα υλικά που τελικά δοκιμάσθηκαν περιείχαν φυσικά δημιουργούμενα δείγματα αστοχιών. Επιπρόσθετα, για την πραγματοποίηση των δοκιμών χρησιμοποιήθηκαν υλικά από την κατασκευάστρια εταιρεία Sikorsky, τα οποία είχαν υποστεί ελέγχους αξιολόγησης της λειτουργικής τους κατάστασης. Αυτά τα εξαρτήματα ήταν κατάλληλα μόνο για στατικές δοκιμές εκτός Ε/Π, καθώς είχαν υποστεί συνθήκες υπέρβασης των ορίων λειτουργίας τους κατά τη διάρκεια των ελέγχων αξιολόγησής τους. Βασιζόμενο στις προαναφερθείσες πηγές το πρόγραμμα πέτυχε να συλλέξει πάνω από δύο πλήρη σύνολα συστημάτων μετάδοσης κίνησης τα οποία δεν ήταν κατάλληλα για χρήση σε Ε/Π. Στα υπόψη ανταλλακτικά υπήρχε η δυνατότητα να μπορούν να εμφυτεύονται δυσλειτουργίες τεχνητά.

Ο έλεγχος αρχικά επικεντρώθηκε στο ουραίο σύστημα μετάδοσης κίνησης για να επαληθευτεί η λειτουργία και η απόδοση του διαγνωστικού συστήματος. Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκαν δοκιμές σε όλα τα υλικά του συστήματος μετάδοσης κίνησης, τα οποία περιείχαν τόσο τεχνητά εμφυτευμένες όσο και φυσικά παρουσιαζόμενες δυσλειτουργίες. Οι συνθήκες δοκιμής περιέλαβαν διαδοχικά μεταβαλλόμενες ρυθμίσεις της ισχύος του συστήματος σε όλο το εύρος λειτουργίας του.

Συμπερασματικά, είναι απαραίτητο να γίνει κατανοητή η ευαισθησία των διαγνωστικών αλγορίθμων τόσο ως συνάρτηση της μεταβολής της ισχύος του συστήματος μετάδοσης κίνησης όσο και της θερμοκρασίας περιβάλλοντος. Για το σκοπό αυτό οι επιδράσεις της μεταβολής της θερμοκρασίας περιβάλλοντος έχουν συμπεριληφθεί στην ανάλυση του προγράμματος. Επίσης, η συλλογή του πρώτου συνόλου πρωτογενών δεδομένων από κάθε δοκιμή πραγματοποιούνταν προτού θερμανθεί το λάδι του συστήματος μετάδοσης και ενώ το σύστημα λειτουργούσε σε χαμηλή ισχύ, προκειμένου να δημιουργηθεί μια βάση δεδομένων που να μπορεί να συγκριθεί με συλλεγόμενα δεδομένα κατά τις δοκιμές εδάφους για υποβοήθηση των εργασιών συντήρησης σε περιπτώσεις αποκατάστασης βλαβών.

Ένα άλλο πρόβλημα που καταβλήθηκε προσπάθεια να επιλυθεί με την παρούσα μελέτη ήταν η διαχείριση της υπολειπόμενης ζωής υλικών με σχεδιασμό ορίου ζωής. Στη σύγχρονη εποχή οι πραγματικές ώρες λειτουργίας για τα αεροσκάφη και τα εξαρτήματά των υποσυστημάτων τους συνήθως επεκτείνονται πολύ πέρα από την αρχική σχεδιαστική ζωή τους. Αυτή η τάση έχει αυξηθεί τα τελευταία χρόνια λόγω των μειωμένων προϋπολογισμών και των αυξανόμενων λειτουργικών απαιτήσεων. Έτσι, δημιουργείται ένα πιεστικό πρόβλημα όσον αφορά στον τρόπο βέλτιστης διαχείρισης της ανοχής ζημιών σε ένα στόλο αεροσκαφών των οποίων η ηλικία αυξάνεται.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

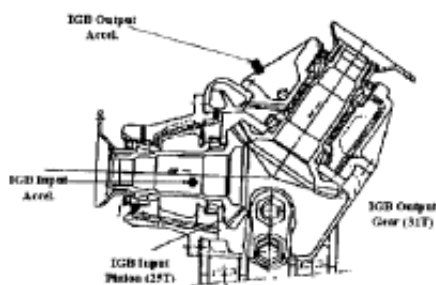
Ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα ανοχής ζημιών είναι η ακριβής καταγραφή της χρήσης σε υλικά με σχεδιασμό ορίου ζωής. Οι αεροστρόβιλοι, τα κιβώτια ταχυτήτων, τα συγκροτήματα στροφείων ελικοπτέρων και άλλα δομικά εξαρτήματα που υφίστανται υψηλές καταπονήσεις υπόκεινται σε σχεδιασμό πεπερασμένης διάρκειας ζωής. Οι δυνατότητες συλλογής δεδομένων και καταγραφής της χρήσης των διαφόρων εξαρτημάτων από διαγνωστικά συστήματα αυτού του τύπου παρέχουν ένα εξαιρετικό μέσο για την παρακολούθηση της συσσώρευσης δυσλειτουργιών και την αποτελεσματική διαχείριση της υπολειπόμενης ζωής των εξαρτημάτων σε αεροσκάφη που αυξάνεται η ηλικία τους.

Ένα άλλο σημαντικό πρόβλημα ανοχής ζημιών είναι αυτό της αντιμετώπισης δευτερογενών ζημιών. Οι διαγνωστικές δυνατότητες που παρέχονται από τα συστήματα αυτού του τύπου μπορούν να εντοπίσουν μικρές δυσλειτουργίες και ελαττώματα των εξαρτημάτων νωρίς, προτού καταστούν σημαντικοί συντελεστές επιρροής σε σοβαρότερες δευτερογενείς αστοχίες.

Το υπόψη διαγνωστικό σύστημα απέδειξε την ικανότητά του να εντοπίζει τοπικές δυσλειτουργίες σε ορισμένα εξαρτήματα του συστήματος μετάδοσης κίνησης του Ε/Π SH-60 καθώς και να ανιχνεύει καταστροφικές αστοχίες των γραναζιών. Οι πιο σοβαρές από αυτές είναι οι αστοχίες που προκαλούνται από κόπωση στη ρίζα του γραναζιού λόγω κάμψης. Ανάλογα με το σχεδιασμό του γραναζιού, αυτός ο τύπος ρωγμών μπορεί είτε να διαδοθεί μέσω του δοντιού του γραναζιού προκαλώντας απώλειά του ή μέσω του κυρίου σώματος του γραναζιού με αποτέλεσμα την καταστροφική βλάβη του γραναζιού και πιθανή απώλεια του Ε/Π.

Ένας τρόπος που χρησιμοποιείται στην κοινότητα των Ε/Π για να διευκολύνει την έρευνα σε τέτοιου είδους αστοχίες, είναι να αποδυναμώσει το δόντι με τη δημιουργία μιας εγκοπής στη ρίζα του δοντιού του γραναζιού με τη βοήθεια μιας ηλεκτρονικής μηχανής εκκένωσης (EDM). Αυτή η ενέργεια δημιουργεί μια τοπική συγκέντρωση τάσης στη ρίζα του δοντιού σε μια προσπάθεια να ξεκινήσει μια ρωγμή. Η ομάδα του υπόψη προγράμματος είχε προσπαθήσει σε προηγούμενο χρόνο την εφαρμογή αυτής της μεθόδου σε άλλα δόντια γραναζιών, αλλά χωρίς επιτυχία. Ακολούθησαν συζητήσεις με τα τμήματα σχεδιασμού των συστημάτων μετάδοσης κίνησης της Agusta και της Boeing, τα οποία βοήθησαν προσδιορίζοντας τη βέλτιστη τοποθέτηση των εγκοπών. Η εικόνα 5.2 παρουσιάζει μια τομή του ενδιάμεσου κιβωτίου SH-60.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.2: Τομή Ενδιάμεσου Κιβωτίου Μετάδοσης Κίνησης Ε/Π SH-60 (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Κατά μήκος της ρίζας του δοντιού ενός γραναζιού από ενδιάμεσο κιβώτιο μετάδοσης κίνησης (IGB), εμφυτεύτηκαν δύο εγκοπές μέσω μηχανής EDM ( 0.25" μήκος x .006" Πλάτος x .040" Βάθος). Η τοποθεσία των εγκοπών είναι κρίσιμη καθώς στη συγκεκριμένη περίπτωση εμφυτεύτηκαν εκεί όπου η τάση κάμψης των ριζών του δοντιού είναι μεγαλύτερη.

Η δοκιμή διεξήχθη σε 100% ισχύ του ουραίου τμήματος για συνολικά 2 εκατομμύρια κύκλους. Οι δοκιμές τερματίστηκαν, λίγο πριν από την αστοχία του κιβωτίου μετάδοσης κίνησης, όταν μια μεγάλη αλλαγή στο καταγραφόμενο φάσμα καταγράφηκε από τον αναλυτή φάσματος. Μετά τον τερματισμό της δοκιμής το κιβώτιο μετάδοσης κίνησης αποσυναρμολογήθηκε και επιθεωρήθηκε. Το γρανάζι εισόδου με το δόντι που αστόχησε, παρουσίασε μια ρωγμή που ξεκινούσε από τη ρίζα του δοντιού, εκτείνονταν διαμέσου του κυρίου μέρους του γραναζιού και σταματούσε στην εσωτερική διάμετρο υποστήριξης του εδράνου. Η εικόνα 5.3 παρουσιάζει το συγκεκριμένο γρανάζι στο τέλος της δοκιμής.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

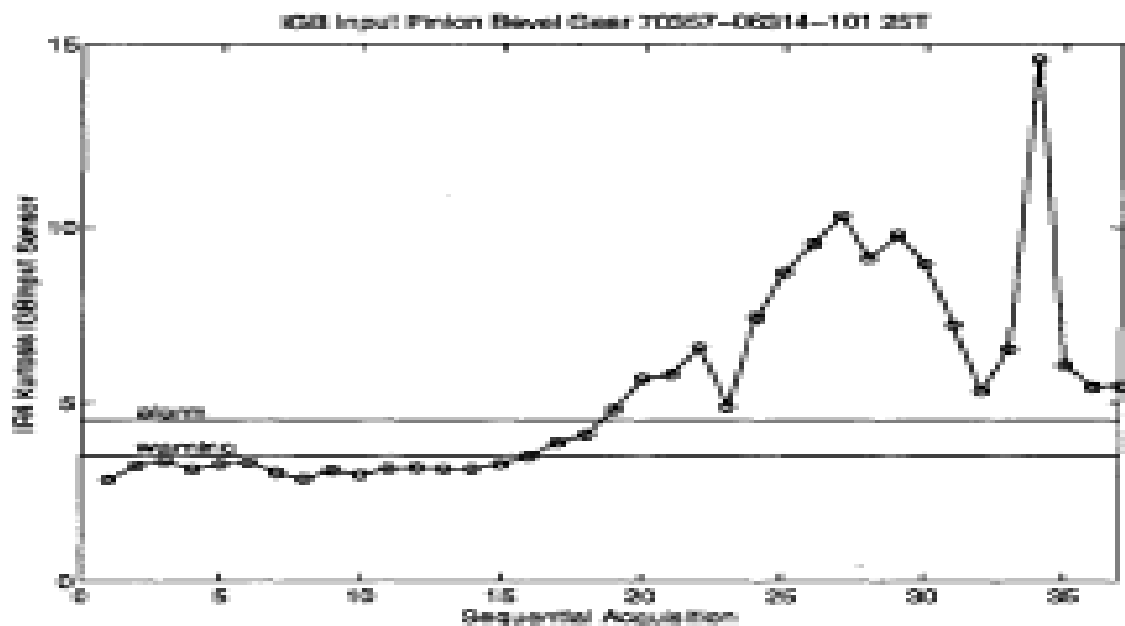


Εικόνα 5.3: Ρωγματωμένο Γρανάζι Ενδιάμεσου Κιβωτίου Μετάδοσης Κίνησης (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

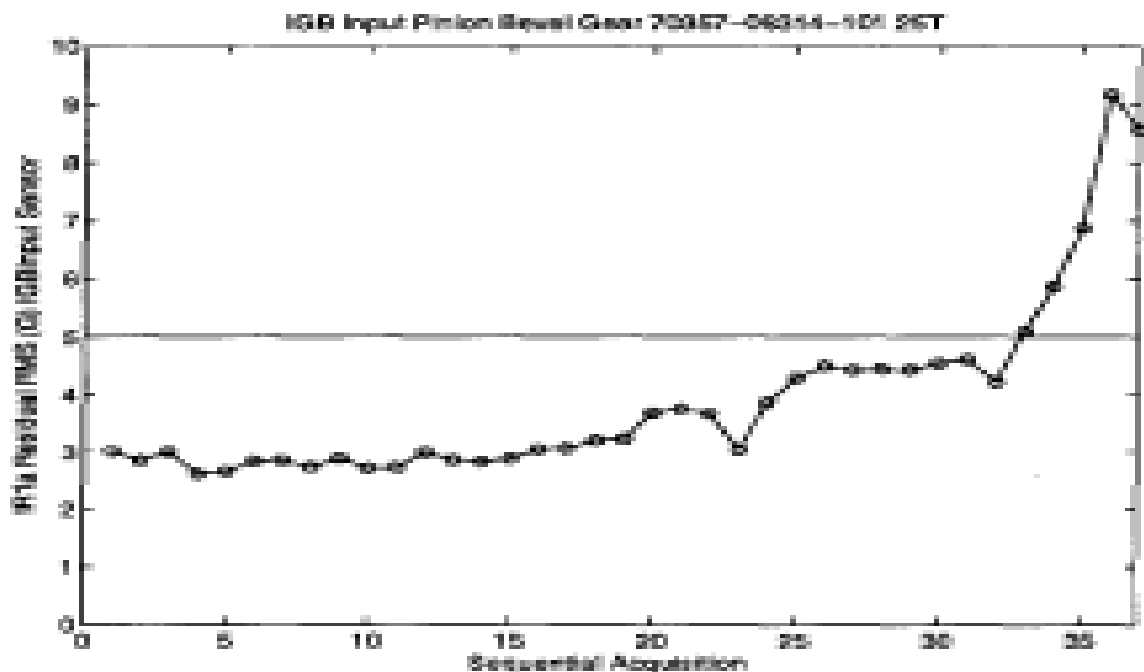
Παρατηρείται επίσης ένα κενό στο άκρο του δοντιού, όπου ένα μεγάλο τμήμα του δοντιού έσπασε, και μια ρωγμή που διαπερνά όλο το κύριο μέρος του γραναζιού και εκτείνεται μέχρι τη διάμετρο υποστήριξης του εδράνου. Σημειώνεται ότι δεν παρατηρήθηκαν ρινίσματα ή άλλα στοιχεία στον αντίστοιχο ενδείκτη του κιβωτίου μετάδοσης κίνησης.

Μια ανασκόπηση των διαγνωστικών αποτελεσμάτων δείχνει ότι οι αλγόριθμοι του διαγνωστικού συστήματος, οι οποίοι βασίζονται στο φυσικό μοντέλο, ανιχνεύουν με επιτυχία την παρουσία αστοχίας δοντιών γραναζιών. Οι εικόνες 5.4 και 5.5 αντίστοιχα παρουσιάζουν τον πρώιμο και τον όψιμο ανταποκρινόμενο δείκτη κατάστασης του υλικού, όπως προέκυψε από τη δοκιμή.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.4: Πρώιμα Ανταποκρινόμενος Δείκτης Κατάστασης Γραναζιού (κύρτωση) (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).



Εικόνα 5.5: Όψιμα Ανταποκρινόμενος Δείκτης Κατάστασης Γραναζιού (RMS) (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Στην αρχή της δοκιμής και για διάρκεια περίπου 267 λεπτά (οι περισσότερες καταγραφές δεδομένων πραγματοποιήθηκαν με χρονική απόσταση 15 λεπτών) εμφανίζεται

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

ένα υγιές γρανάζι. Στη συνέχεια, τα επίπεδα των δεικτών αυξήθηκαν σταθερά για τα επόμενα 139 λεπτά, και ακολούθως εμφάνισαν έντονες μεταβολές μέχρι τον τερματισμό της δοκιμής στα 548 λεπτά. Τα αποτελέσματα των δοκιμών απεικονίζουν ότι η συμπεριφορά ενός δοντιού γραναζιού, που έχει υποστεί εγκοπή από μηχανή EDM, είναι όμοια με τα γειτονικά δόντια μέχρι τη χρονική στιγμή που το δόντι εμφανίζει κόπωση και ξεκινά να αναπτύσσεται μια ρωγμή. Η ρωγμή αποδυναμώνει σε μεγάλο βαθμό την αντοχή σε κάμψη του δοντιού, προκαλώντας την άνιση κατανομή του φορτίου μεταξύ του υπόψη δοντιού και των γειτονικών του. Ανάλογα με τη διαδρομή της ρωγμής, εκδηλώνονται και άλλες δυναμικές ανωμαλίες.

Πέραν των ανωτέρω πραγματοποιήθηκε και μια δοκιμή διάδοσης ρωγμής λόγω κόπωσης με κάμψη της ρίζας ενός δοντιού σε ένα γρανάζι εισόδου, ενός κύριου κιβωτίου μετάδοσης κίνησης. Αυτή η δοκιμή αποδείχθηκε μια πιο δύσκολη προσπάθεια για διάφορους λόγους. Πρώτον, η κύρια μονάδα μετάδοσης είναι ένα μεγαλύτερο και πιο περίπλοκο σύστημα από το ενδιάμεσο κιβώτιο μετάδοσης. Ο θόρυβος του περιβάλλοντος είναι μεγαλύτερος και η πιθανή αστοχία βρίσκεται βαθιά μέσα σε ένα μεγαλύτερο περίβλημα. Επίσης η μορφή του γραναζιού ήταν διαφορετική. Το γρανάζι του ενδιάμεσου κιβωτίου μετάδοσης έχει ένα μεγάλο κύριο τμήμα, ενώ τα δόντια του οδοντωτού τροχού της κύριας μονάδας μετάδοσης είναι πιο κοντά στην κεντρική γραμμή του άξονα και κατά συνέπεια παρέχεται μεγάλη υποστήριξη στη ρίζα του δοντιού. Αυτές οι παρατηρήσεις οδήγησαν την ομάδα του υπόψη προγράμματος να διερευνήσει τις ιδιότητες διάδοσης της ρωγμής στην πιο ισχυρή μορφή γραναζιού.

Για το σκοπό αυτό, δημιουργήθηκαν δύο εγκοπές από μηχανή EDM στη ρίζα ενός δοντιού του υπόψη γραναζιού και εκτέλεσαν τη δοκιμή για 12 εκατομμύρια κύκλους κόπωσης με ισχύ 110%. Στη συνέχεια αφαίρεσαν και επιθεώρησαν τον οδοντωτό τροχό και ακολούθως δοκίμασαν το γρανάζι για ακόμη 10 εκατομμύρια κύκλους. Μετά από 12 εκατομμύρια κύκλους, διαπιστώθηκαν μικρές ρωγμές μήκους μικρότερου από 2 χιλιοστά, οι οποίες προέρχονταν από τις γωνίες των εγκοπών. Η εικόνα 5.6 παρουσιάζει το γρανάζι μετά από άλλους 10 εκατομμύρια κύκλους.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*



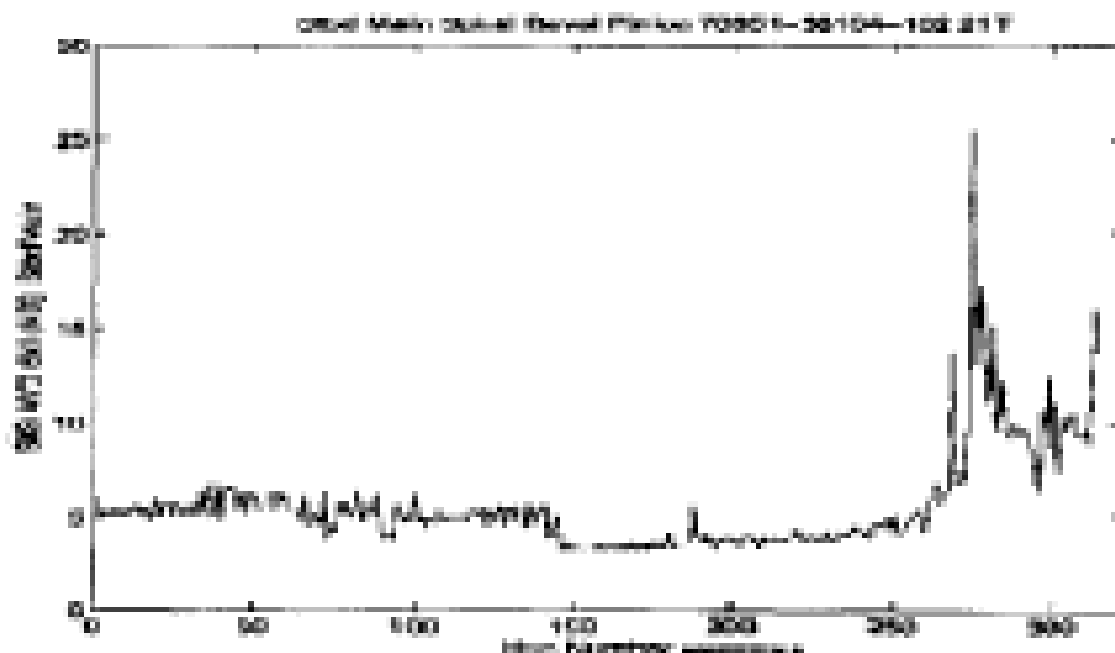
Εικόνα 5.6: Ρωγματωμένο Γρανάζι Κύριου Κιβωτίου Μετάδοσης (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Από την εικόνα διαπιστώνεται ότι ένα μεγάλο μέρος του δοντιού, στο οποίο είχαν δημιουργηθεί οι εγκοπές, έχει σπάσει και μια ρωγμή έχει διαδοθεί κατά μήκος του δοντιού προς την άκρη του και προς τη ρίζα του, μέχρι τη βάση στήριξης του εδράνου. Και σε αυτή την περίπτωση δεν παρατηρήθηκαν ρινίσματα ή άλλα στοιχεία στον αντίστοιχο ενδείκτη του κιβωτίου μετάδοσης κίνησης.

Η εικόνα 5.7 δείχνει τις καταγραφές δεδομένων της δοκιμής σύμφωνα με έναν δείκτη της λειτουργικής κατάστασης.



«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.7: Καταγραφές Δεδομένων Δοκιμής Κύριου Κιβωτίου Μετάδοσης (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Οι αριθμοί δοκιμών από 1 έως 206 είναι δεδομένα από το πρώτο κιβώτιο μετάδοσης που συναρμολογήθηκε, ενώ οι υπόλοιποι αριθμοί είναι από το δεύτερο κιβώτιο. Μια ενδιαφέρουσα παρατήρηση είναι ότι οι βασικοί δείκτες αποτύπωσης της δυσλειτουργίας κατέγραψαν μόνο το ήμισυ του επιπέδου τιμών σε σχέση με τις τιμές του ενδιάμεσου κιβωτίου μετάδοσης. Αυτό αποδόθηκε στο γεγονός ότι η αστοχία παρουσιάζεται βαθύτερα μέσα στο κιβώτιο μετάδοσης, αλλά επίσης και στο γεγονός ότι τα υπόλοιπα γρανάζια του κύριου κιβωτίου μετάδοσης παράγουν υγιείς συγχρονισμένες ταλαντώσεις οι οποίες επικαλύπτουν και παρεμποδίζουν την απόκριση του δείκτη.

Η απότομη αύξηση που παρατηρείται στις τιμές των ταλαντώσεων της εικόνας 5.7, μπορεί να αποδοθεί είτε στη θραύση του δοντιού του γραναζιού είτε στη διάδοση της ρωγμής στο κύριο σώμα του γραναζιού. Είναι πράγματι εντυπωσιακό το γεγονός ότι το δόντι δεν αποκολλήθηκε πλήρως από το γρανάζι, λαμβάνοντας υπόψη την κατάστασή του καθώς και την υψηλή φόρτιση στην οποία υπόκειται.

Αυτές οι δοκιμές κατέδειξαν ότι οι αλγόριθμοι του διαγνωστικού συστήματος πέτυχαν την έγκαιρη ανίχνευση των δυσλειτουργιών λόγω καμπτικής κόπωσης της ρίζας του γραναζιού, ενώ οι ανιχνευτές ρινισμάτων δεν είναι αξιόπιστοι για την διαπίστωση των κλασσικών αστοχιών των οδοντωτών τροχών, που προκαλούνται από καμπτική κόπωση. Επίσης ότι οι ρωγμές που δημιουργούνται λόγω τέτοιας κόπωσης της ρίζας γραναζιών,

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

όπως αυτών του κυρίου κιβωτίου μετάδοσης, μπορούν να διαδοθούν μέσω του κυρίου τμήματος του γραναζιού και να καταλήξουν σε μια καταστροφική αστοχία.

Όπως προαναφέρθηκε ήδη, η αστοχία λόγω καμπτικής κόπωσης στο γρανάζι του ενδιάμεσου κιβωτίου μετάδοσης, παρείχε εξαιρετικά αποτελέσματα όσον αφορά στη δυνατότητα ανίχνευσης δυσλειτουργίας και στην εκτίμηση της κατάστασης του γραναζιού. Οι εικόνες 5.4 και 5.5 παρουσιάζουν τις τιμές δύο δεικτών κατάστασης, οι οποίοι καθορίζουν την λειτουργική κατάσταση του γραναζιού. Ο δείκτης IR4 Kurtosis παρέχει έγκαιρη προειδοποίηση για την ύπαρξη τοπικής δυσλειτουργίας στα δόντια του γραναζιού ενώ ο δείκτης IR1a (RMS), παρουσιάζει μεγάλες τιμές όταν η ρωγμή στα δόντια του γραναζιού έχει φθάσει σε κρίσιμο σημείο. Αυτοί οι δείκτες θα μπορούσαν επομένως να ενσωματωθούν στο διαγνωστικό σύστημα ως δείκτες έγκαιρης προειδοποίησης ύπαρξης δυσλειτουργίας και επικείμενης καταστροφικής αστοχίας αντίστοιχα.

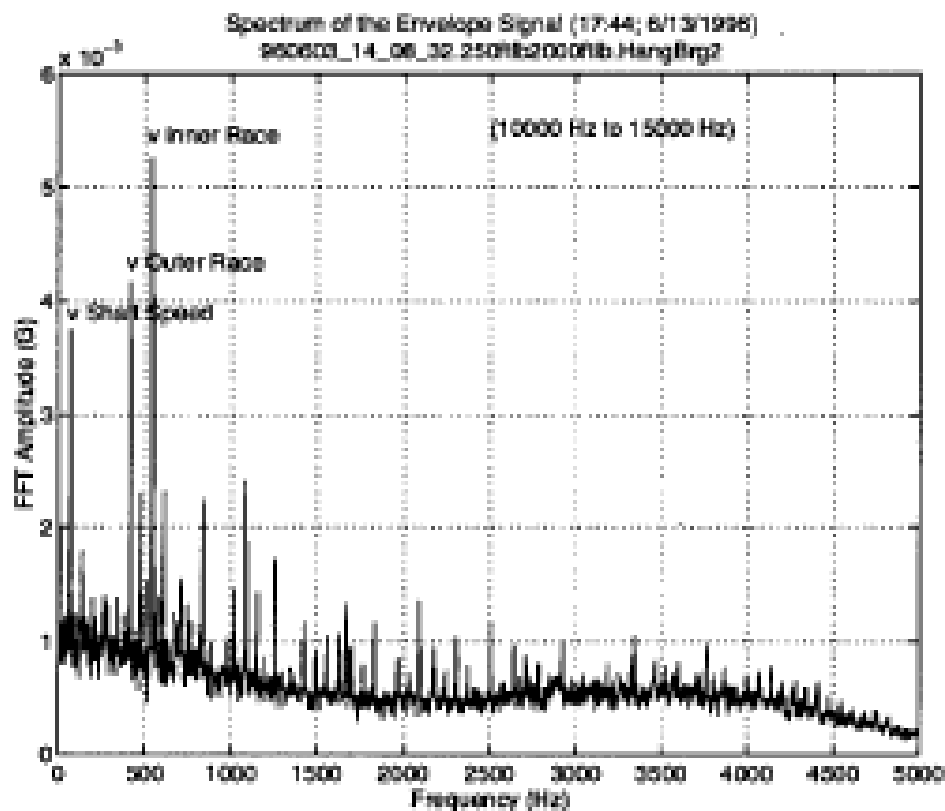
#### **5.1.4. Διάγνωση Βλαβών και Αστοχιών σε Τριβείς και Άξονες του Ουραίου Συστήματος Μετάδοσης Κίνησης.**

Παράλληλα με τα ανωτέρω εξετάστηκε η δυνατότητα του προγνωστικού συστήματος για την ανίχνευση δυσλειτουργιών και αστοχιών σε τριβείς και άξονες του ουραίου συστήματος μετάδοσης κίνησης. Για τη στήριξη του ουραίου ελικοφόρου άξονα χρησιμοποιείται ένα συγκρότημα εδράνου. Το κυριότερο εξάρτημα του συγκροτήματος εδράνου αποτελείται από ένα σφραγισμένο ρουλεμάν, το οποίο συνδέεται με έναν αποσβεστήρα κραδασμών και στηρίζεται σε ένα περίβλημα το οποίο τοποθετείται στο δομικό πλαίσιο του Ε/Π. Το ρουλεμάν αναμένεται να υπόκειται σε χαμηλή φόρτιση δεδομένου ότι δεν έχει σχεδιαστεί για να φέρει οποιοδήποτε σημαντικό ακτινικό ή αξονικό φορτίο, παρόλο που σε ορισμένες περιπτώσεις, κατά την επιχειρησιακή λειτουργία, δημιουργούνται υψηλά φορτία λόγω έλλειψης ζυγοστάθμισης ή/και εσφαλμένης ευθυγράμμισης του στροφείου. Δεδομένου ότι ο αποσβεστήρας βρίσκεται στη διαδρομή μετάδοσης των ταλαντώσεων, υπήρχε ανησυχία ότι θα μπορούσε να αναστείλει τη μετάδοση των υψηλής συχνότητας ταλαντώσεων από το έδρανο στον αισθητήρα κραδασμών.

Για την εκτέλεση της δοκιμής χρησιμοποιήθηκε ένα ρουλεμάν, που αφαιρέθηκε από εν λειτουργία Ε/Π. Στο ρουλεμάν υπήρχε μια πολύ μικρή ρωγμή στην εσωτερική επιφάνεια κύλισης, η οποία θεωρήθηκε ότι είχε προκληθεί από την ύπαρξη ξένων σωμάτων στο εσωτερικό του. Η δοκιμή πραγματοποιήθηκε για 12,7 ώρες λειτουργίας του συστήματος μετάδοσης κίνησης και συλλέχθηκαν 129 μονάδες δεδομένων. Η εικόνα 5.8 παρουσιάζει μια

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

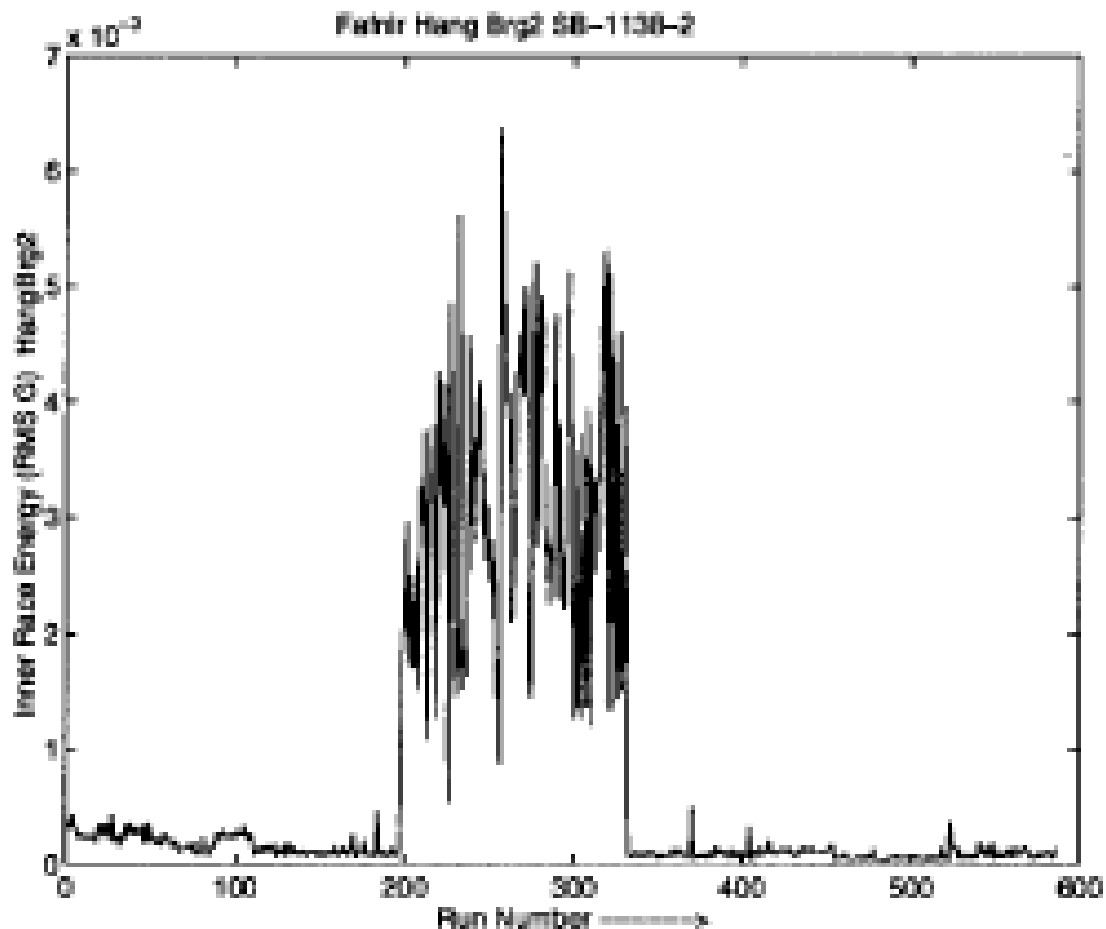
αντιπροσωπευτική καταγραφή των ταλαντώσεων του υπόψη ρουλεμάν για διάφορες συχνότητες.



Εικόνα 5.8: Διάγραμμα Φάσματος Συχνοτήτων από Ρουλεμάν Ουραίου Άξονα που έχει Αστοχήσει (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Ένα σφάλμα εμφανίζεται σαφώς από τις υψηλές τιμές σε επίπεδο συχνοτήτων, που αντιστοιχεί σε βλάβες της εσωτερικής και εξωτερικής επιφάνειας κύλισης καθώς και της ταχύτητας περιστροφής του άξονα κίνησης. Συγκριτικά, τα αντίστοιχα ρουλεμάν χωρίς βλάβη δεν εμφάνισαν υψηλές τιμές σε συχνότητες ελαττωματικών επιφανειών κύλισης. Ο δείκτης της εικόνας 5.9 προέρχεται από τις πληροφορίες που περιέχονται στο φασματικό διάγραμμα και παρουσιάζει δεδομένα από τέσσερα διαφορετικά ρουλεμάν που τοποθετήθηκαν στην θέση Νο2 του συγκροτήματος εδράνου.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

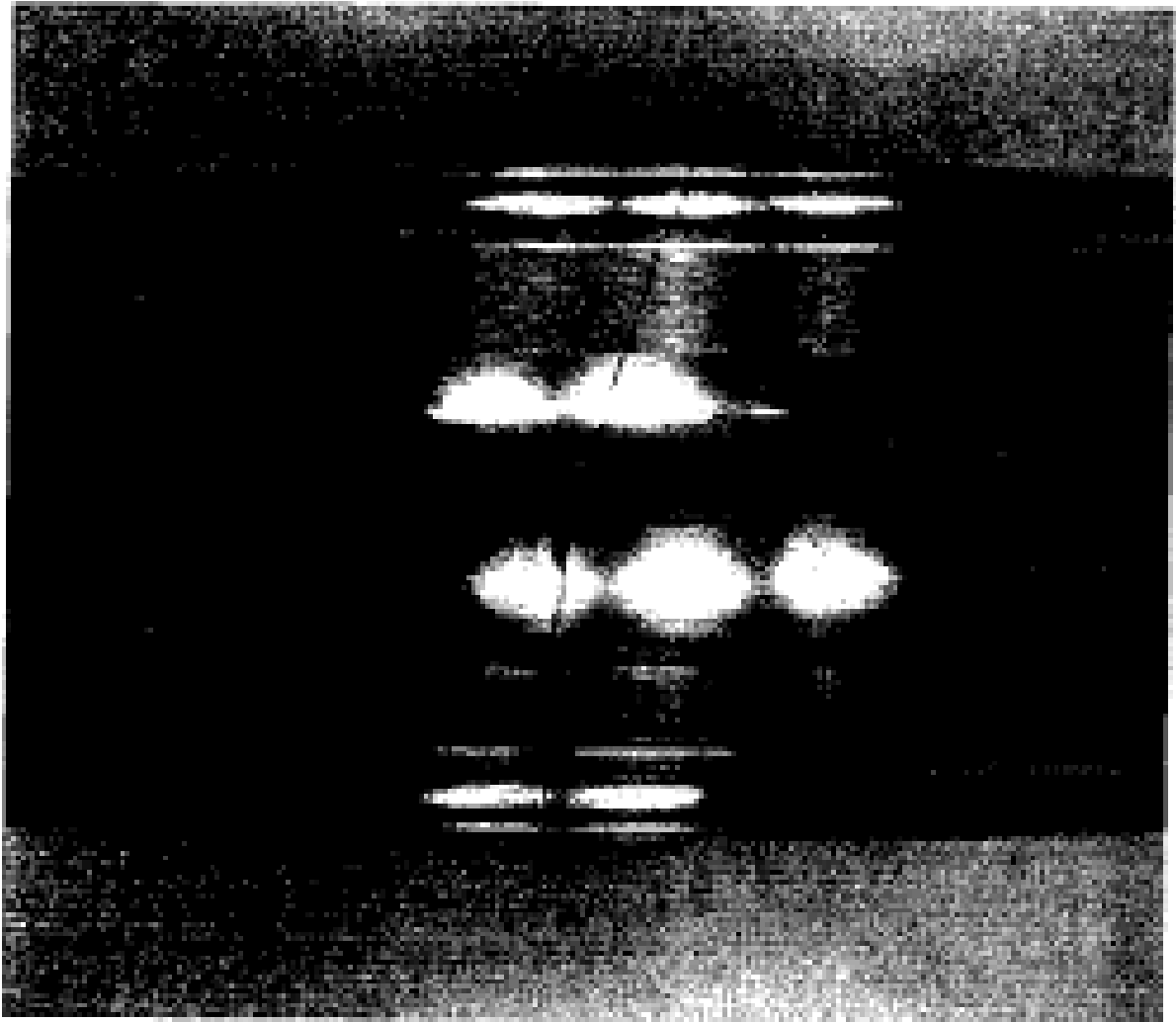


Εικόνα 5.9: Ενέργεια Εσωτερικής Επιφάνειας Κύλισης από Ρουλεμάν Ουραίου Άξονα (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Τα δεδομένα από το ρουλεμάν που απορρίφθηκε από το εν λειτουργία Ε/Π είναι εύκολα αναγνωρίσιμα μεταξύ των αριθμών δοκιμών 199 έως 325. Σημειώνεται ότι η ανησυχία εξασθένησης των μεταδιδόμενων ταλαντώσεων λόγω της ύπαρξης του αποσβεστήρα, δε διαπιστώθηκε στην πράξη.

Μετά την ολοκλήρωση της δοκιμής του ρουλεμάν πραγματοποιήθηκε έλεγχος και επιθεώρησή του, η οποία έδειξε ότι ο εσωτερικός δακτύλιος είχε ρωγματωθεί, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.10.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.10: Κατάσταση Εσωτερικής Επιφάνειας Κύλισης Ρουλεμάν Ουραίου Άξονα που έχει Αστοχήσει μετά από Δοκιμή (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

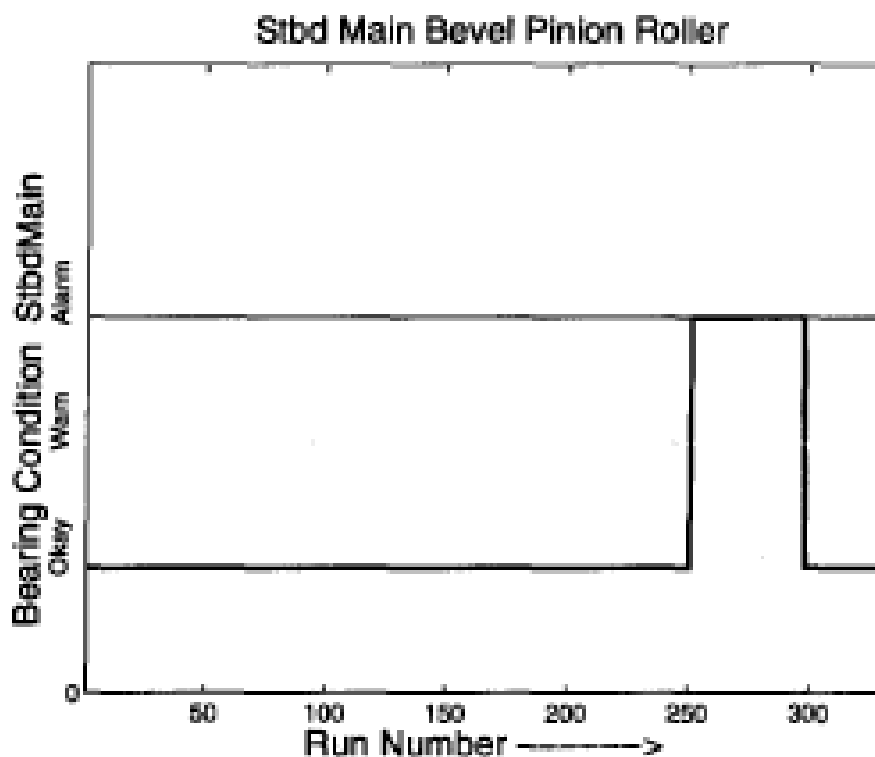
Επίσης, το έδρανο βρέθηκε να έχει περίπου 1,5 γραμμάρια γράσου, το οποίο είναι εντός του φάσματος ποσότητας, που κανονικά βρίσκεται σε ρουλεμάν που έχουν λειτουργήσει μέχρι το χρόνο της γενικής επισκευής των 3000 ωρών. Αντίστοιχα ρουλεμάν με εσωτερικές αστοχίες είναι γνωστό ότι τελικά αποβάλλουν όλο το γράσο μέσω της ρωγμής, γεγονός που οδηγεί σε υπερθέρμανση, αστοχία και πτώση του Ε/Π.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

#### 5.1.5. Διάγνωση Βλαβών και Αστοχιών σε Τριβείς του Κυρίου Συστήματος Μετάδοσης Κίνησης.

Το υπόψη πρόγραμμα είχε ως στόχο να αξιολογήσει και την ικανότητα του διαγνωστικού συστήματος στην ανίχνευση βλαβών σε ρουλεμάν των κιβωτίων του κυρίου συστήματος μετάδοσης κίνησης.

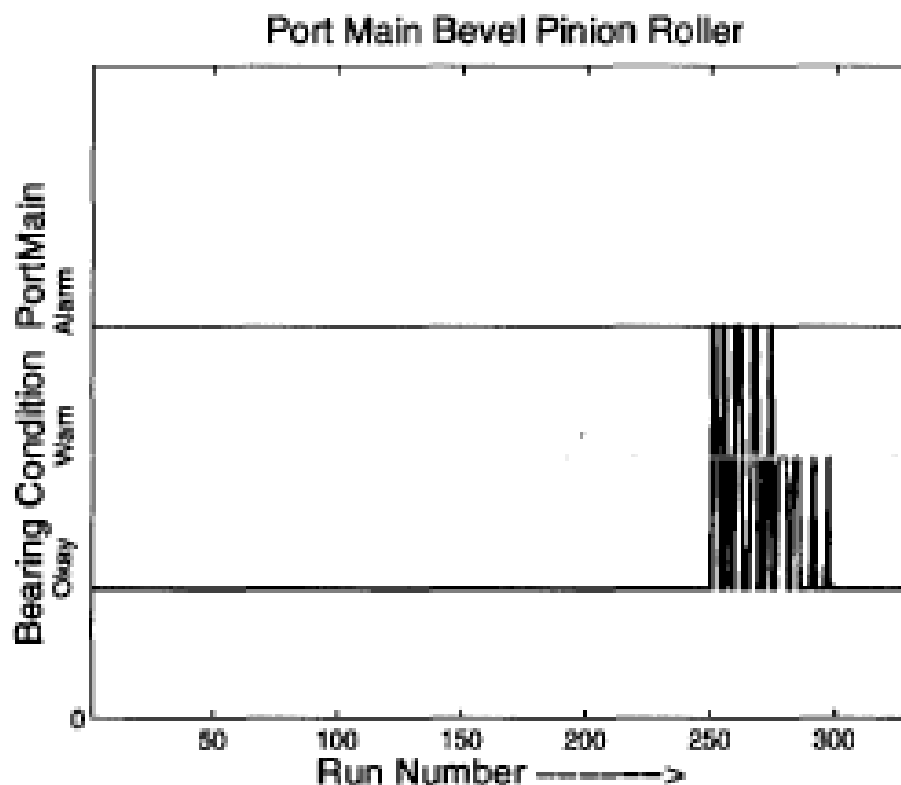
Το ενιαίο ρουλεμάν (P/N SB 2205) του κυρίου συστήματος μετάδοσης είναι το δυναμικό παρελκόμενο το οποίο αποτελεί την πιο κοινή αιτία για την αφαίρεση του υπόψη κιβωτίου στα Ε/Π SH-60. Η αστοχία του υπόψη υλικού είναι δύσκολα ανιχνεύσιμη καθώς βρίσκεται βαθιά μέσα στο κύριο σύστημα μετάδοσης. Για την εκτέλεση των δοκιμών αφαιρέθηκε από εν λειτουργία Ε/Π ένα κωνικό γρανάζι, το οποίο συμπεριλαμβάνει και το ενιαίο ρουλεμάν (P/N SB 2205) και τοποθετήθηκε στο δεξιό σύστημα μετάδοσης του Ε/Π δοκιμών. Στις εικόνες 5.11 και 5.12 παρουσιάζονται η λειτουργική κατάσταση του ρουλεμάν, σύμφωνα με τις καταγραφές του αριστερού και δεξιού επιταχυνσιόμετρου αντίστοιχα.



Εικόνα 5.11: Ένδειξη Κατάστασης Ρουλεμάν P/N SB2205 από Δεξιό Επιταχυνσιόμετρο (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Ο δεξιός κύριος δείκτης κατάστασης μεταβαίνει σε θέση συναγερμού όταν η δυσλειτουργία εμφυτεύεται κατά τον αριθμό δοκιμής 254 και επιστρέφει σε κανονική ένδειξη, όταν αφαιρεθεί η δυσλειτουργία κατά τον αριθμό δοκιμής 300.

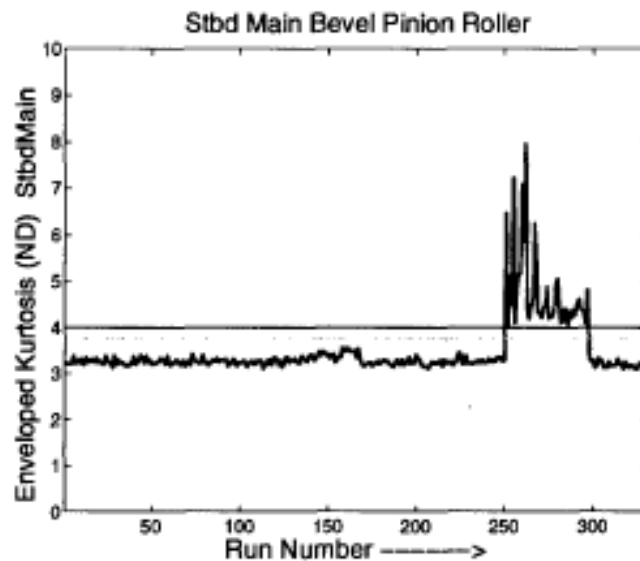
«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



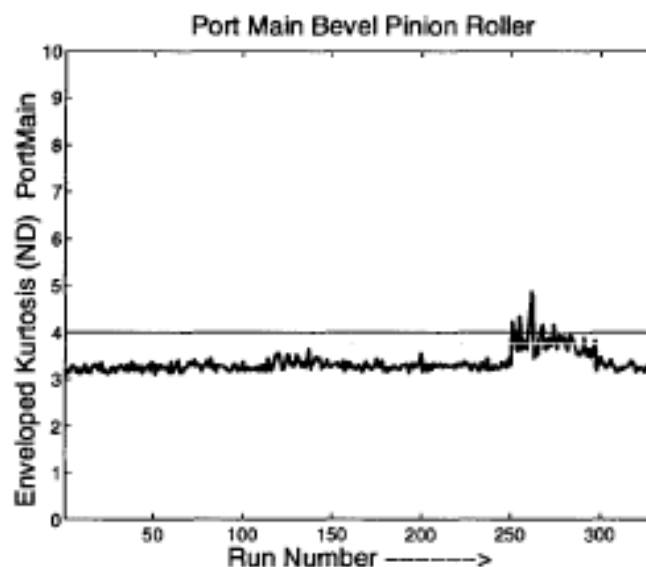
Εικόνα 5.12: Ένδειξη Κατάστασης Ρουλεμάν P/N SB2205 από Αριστερό Επιταχυνσιόμετρο (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Ο αριστερός κύριος δείκτης είναι επίσης ευαίσθητος στην εμφάνιση αυτής της δυσλειτουργίας επειδή ο αριστερός αισθητήρας είναι τοποθετημένος επάνω στο ίδιο δομικό στοιχείο και έχει περιστραφεί κατά περίπου 90 μοίρες σε σχέση με τον δεξιό κύριο αισθητήρα. Στην περίπτωση αυτή ο αριστερός δείκτης λειτουργεί ως επιβεβαίωση της κατάστασης του δεξιού συστήματος μετάδοσης. Η καταγεγραμμένη μεταβολή της κύρτωσης είναι το κύριο χαρακτηριστικό, που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της λειτουργικής κατάστασης του ρουλεμάν για αυτή τη δυσλειτουργία. Ένα βασικό στοιχείο για την επίτευξη ουσιαστικών αποτελεσμάτων με αυτήν την τεχνική είναι να δημιουργηθούν κατάλληλες καταγραφές της μεταβολής των τιμών για κατάλληλο εύρος συχνοτήτων. Το εύρος συχνοτήτων που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή τη μελέτη προσδιορίστηκε αναλυτικά καθώς και εμπειρικά. Οι εικόνες 5.13 και 5.14 παρουσιάζουν τις τιμές κύρτωσης του δεξιού και του αριστερού αισθητήρα, αντίστοιχα, όσον αφορά στη δυσλειτουργία του ρουλεμάν P/N SB-2205.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.13: Τιμές Κύρτωσης Δεξιού Επιταχυνσιόμετρου Ρουλεμάν P/N SB2205 (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).



Εικόνα 5.14: Τιμές Κύρτωσης Αριστερού Επιταχυνσιόμετρου Ρουλεμάν P/N SB2205 (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

Η προγνωστική ανάλυση θα μπορούσε να εφαρμοστεί αποτελεσματικά στην αστοχία του συγκεκριμένου υλικού. Η δυσλειτουργία στο έδρανο υπό P/N SB2205 εξελίσσεται με επαναλαμβανόμενο τρόπο από μια μικρή, τοπική βλάβη σε μια μεγαλύτερη, η οποία τελικά καλύπτει ένα μεγάλο τμήμα της εσωτερικής διαμέτρου κύλισης του ρουλεμάν. Στο σημείο αυτό, ο ανιχνευτής ρινισμάτων θα δώσει μια ένδειξη βλάβης κάπου στο κιβώτιο μετάδοσης χωρίς να είναι δυνατός ο προσδιορισμός της θέσης ή της βαρύτητας της βλάβης. Από την άλλη πλευρά, οι δείκτες που βασίζονται σε φυσικό μοντέλο προσδιορίζουν την ύπαρξη της



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

βλάβης στην αρχή της εξέλιξής της. Παρακολουθώντας προσεκτικά την εξέλιξη αυτής της βλάβης, η συντήρηση και ο προγραμματισμός της αποστολής μπορούν να διεξαχθούν με αποτελεσματικό τρόπο και ο μη προγραμματισμένος χρόνος καθήλωσης του Ε/Π μπορεί να μειωθεί σημαντικά.

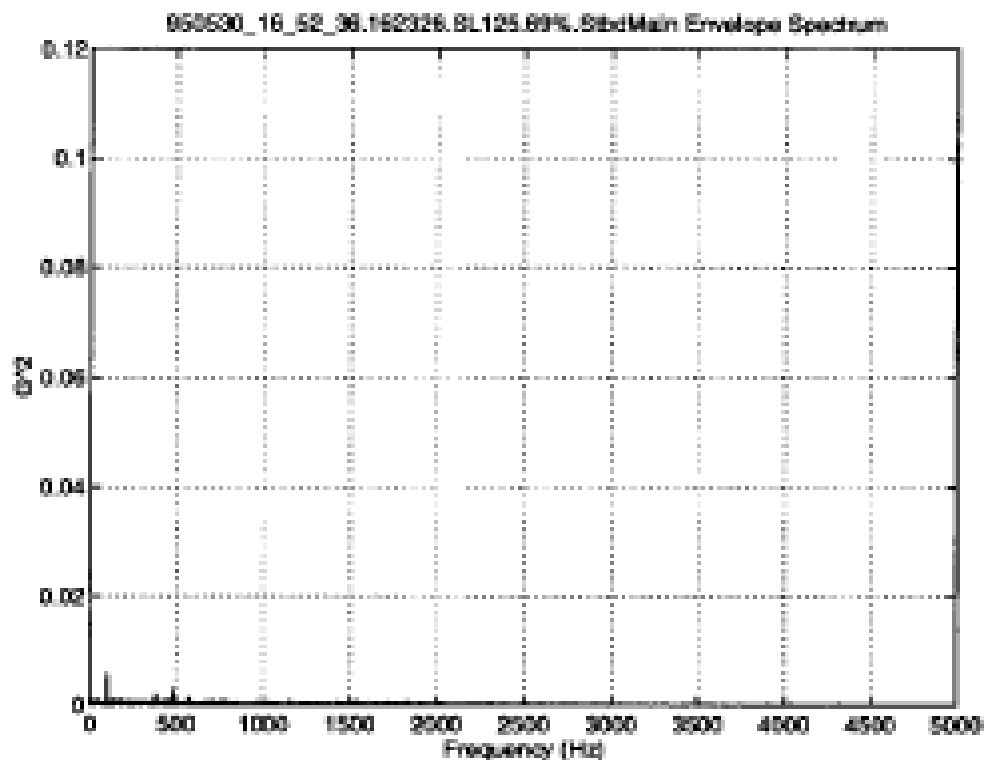
#### **5.1.6. Χρήση του Διαγνωστικού Συστήματος για την Απομόνωση Βλαβών του Κυρίου Κιβωτίου Μετάδοσης Κίνησης.**

Στο σημείο αυτό κρίνεται σκόπιμο να καταγραφεί και ένα ακόμα περιστατικό που φανερώνει τις αυξημένες δυνατότητες του διαγνωστικού συστήματος στην απομόνωση των βλαβών με πλήθος ευεργετικών αποτελεσμάτων.

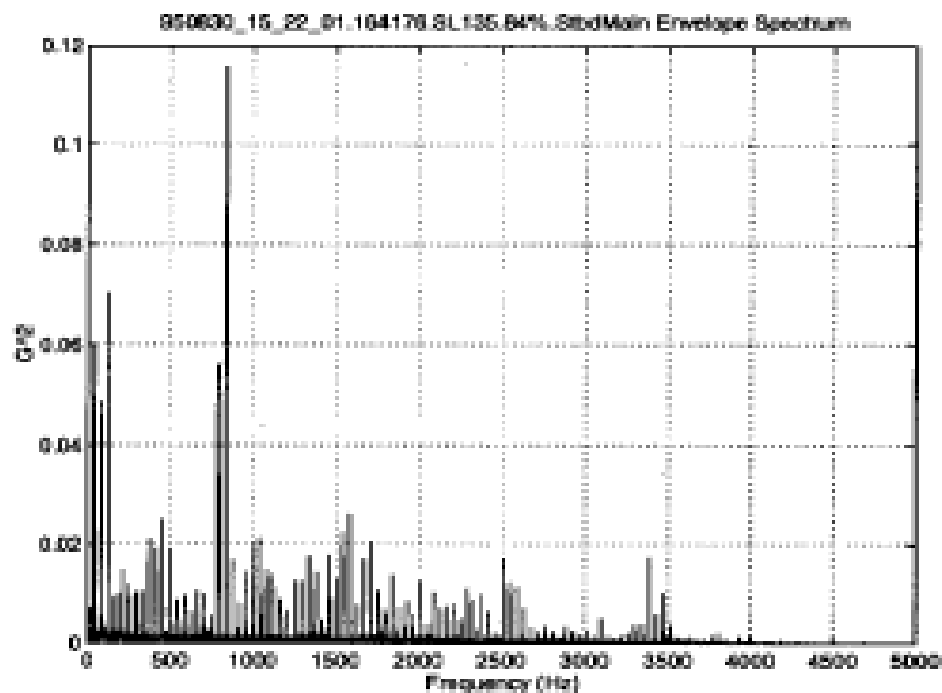
Στο πλαίσιο του υπόψη προγράμματος, τα δεδομένα ταλαντώσεων των συστημάτων μετάδοσης του Ε/Π SH-60 Serial Number (S/N) BUNO 164176 καταγράφηκαν στις 22 και 23 Μαΐου και στις 30 Αυγούστου 1995. Ίδιου είδους δεδομένα συλλέχθηκαν επίσης και από άλλα δύο Ε/Π SH-60 χρησιμοποιώντας το ίδιο σύστημα συλλογής και καταγραφής. Τα δεδομένα αποκτήθηκαν κυρίως για την υποστήριξη μιας διαγνωστικής προσπάθειας επόμενης γενιάς, που βασίζεται στην τεχνολογία νευρωνικών δικτύων και ονομάστηκε πρόγραμμα ανάπτυξης Διαγνωστικού Συστήματος Αεροσκαφών (AVDS). Η πρόθεση ήταν να καταγραφούν δεδομένα ταλαντώσεων από Ε/Π χωρίς βλάβη, τα οποία θα τα χρησιμοποιούσαν ως βασικό επίπεδο τιμών για τη διαδικασία μάθησης του νευρωνικού δικτύου.

Από το Ε/Π S/N 164176 ελήφθησαν συνολικά 46 ξεχωριστές καταγραφές δεδομένων σε διαφορετικές συνθήκες πτήσης, συμπεριλαμβανομένων της εκτέλεσης ελιγμών στο έδαφος, της αιώρησης εντός της επίδρασης και εκτός της επίδρασης του φαινομένου εδάφους, ευθεία και οριζόντια πτήση και κάθοδο. Η ισχύς των κινητήρων κυμάνθηκε από 28-100%. Περίπου ένα μήνα μετά την καταγραφή των δεδομένων του Μαΐου από το Ε/Π 164176, το προσωπικό του υπόψη προγράμματος πληροφορήθηκε ότι το Ε/Π είχε καταγεγραμμένο ιστορικό αφής της προειδοποιητικής λυχνίας του ανιχνευτή ρινισμάτων στο κύριο σύστημα μετάδοσης κίνησης. Τα συμβάντα του ανιχνευτή ρινισμάτων προκάλεσαν την έναρξη μιας ανάλυσης των δεδομένων ταλαντώσεων που συλλέχθηκαν από το Ε/Π 164176, χρησιμοποιώντας τους διαγνωστικούς αλγόριθμους του υπόψη προγράμματος. Η ίδια ανάλυση διεξήχθη επίσης σε ένα από τα άλλα Ε/Π, δηλαδή στο S/N 162326, για την παροχή ενός βασικού επιπέδου τιμών ώστε να συγκριθούν με τις τιμές του Ε/Π 164176. Στις εικόνες 5.15 και 5.16, παρουσιάζεται το φάσμα των τιμών των ταλαντώσεων σε σχέση με τη συχνότητα, του βασικού επιπέδου τιμών (Ε/Π χωρίς βλάβη) καθώς και του Ε/Π που παρουσίαζε βλάβη, αντίστοιχα.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.15: Φάσμα Βασικών Τιμών Ταλαντώσεων (Ε/Π χωρίς βλάβη) (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).



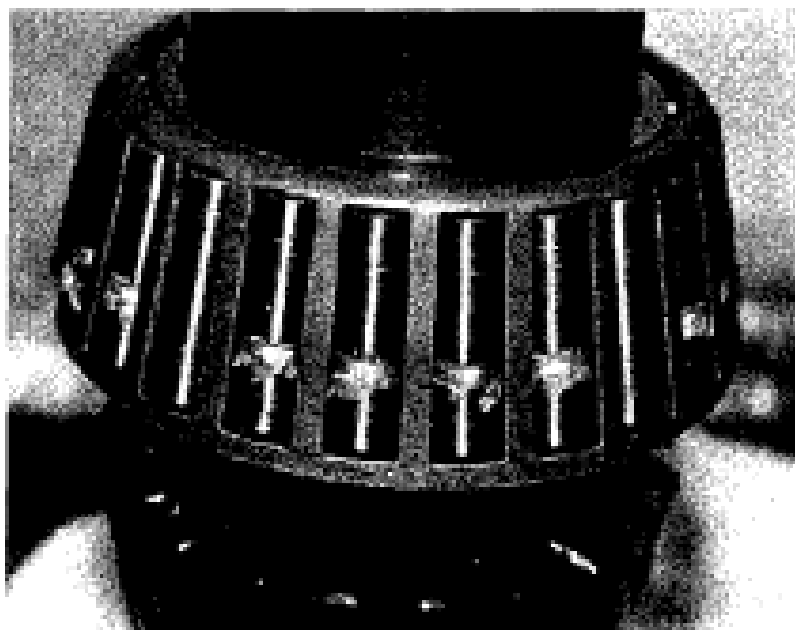
Εικόνα 5.16: Φάσμα Βασικών Τιμών Ταλαντώσεων (Ε/Π με βλάβη) (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Η βλάβη εντοπίζεται με σαφήνεια από τις υψηλές τιμές στις συχνότητες που αντιστοιχούν στο ρουλεμάν του κωνικού γραναζιού του κυρίου συστήματος μετάδοσης (SB 3313) τόσο στο δοκιμαστήριο, όσο και επί του Ε/Π.

Η ανάλυση έδειξε με σαφήνεια την ύπαρξη βλάβης στα κυλιόμενα μέρη του κυλινδρικού ρουλεμάν του γραναζιού εισόδου του δεξιού κεντρικού συστήματος μετάδοσης υπό P/N SB 3313 και αποτέλεσε ανησυχία για την ασφάλεια της πτήσης σε περίπτωση συνέχισης χρήσης του. Περαιτέρω επιβεβαίωση της θέσης της βλάβης δόθηκε από τη φασματική ανάλυση ρινισμάτων, που πραγματοποιήθηκε από την κατασκευάστρια εταιρεία Sikorsky Aircraft, η οποία διαπίστωσε ότι το υλικό των ρινισμάτων ήταν χάλυβας CBS 600, κάτι το οποίο έδειχνε ότι αυτό το έδρανο ήταν μία από τις πολλές πιθανές πηγές των ρινισμάτων. Με βάση την ανάλυση, η ομάδα του υπόψη προγράμματος συνέστησε έντονα να σταματήσουν οι πτήσεις του Ε/Π S/N 164176 και το κύριο σύστημα μετάδοσης να αφαιρεθεί και να σταλεί στο δοκιμαστήριο για περαιτέρω δοκιμή. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν στο περιβάλλον του δοκιμαστηρίου συγκρίθηκαν με τα δεδομένα των πτητικών δοκιμών. Επιπλέον, η επείγουσα ανάγκη απομάκρυνσης του κιβωτίου μετάδοσης κίνησης από την επιχειρησιακή λειτουργία ήταν αποτέλεσμα της αξιολόγησης της ομάδας του υπόψη προγράμματος ότι η παρουσία του φράγματος λαδιού (P/N 70351-38124-101), δίπλα στο ρουλεμάν, αποτελούσε εμπόδιο στη μετακίνηση των ρινισμάτων. Αυτό αφενός εμπόδιζε τον ανιχνευτή ρινισμάτων να εμφανίσει την πραγματική βαρύτητα της εξέλιξης της βλάβης και αφετέρου δημιουργήσε μια συγκέντρωση ρινισμάτων εντός του κιβωτίου μετάδοσης, η οποία μπορούσε να επιταχύνει την εξέλιξη της βλάβης. Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε αφαίρεση του κιβωτίου μετάδοσης, αποσυναρμολόγηση και επιθεώρησή του, η οποία επιβεβαίωσε ότι 13 από τους 23 κυλίνδρους στο ρουλεμάν είχαν υποστεί σοβαρές βλάβες, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.17. Η επιθεώρηση αποκάλυψε μια μεγάλη ποσότητα ρινισμάτων, που είχαν εγκλωβιστεί από το φράγμα λαδιού, επιβεβαιώνοντας την υποψία της ομάδας.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*



Εικόνα 5.17. Ο τριβέας P/N SB 3313 (Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John , 1999).

#### 5.1.7. Συμπεράσματα και Προτάσεις από τη Χρήση του Διαγνωστικού Συστήματος.

Αυτή η συνεργατική προσπάθεια για την ανάπτυξη διαγνωστικού συστήματος παρείχε σημαντικές ωφέλειες στις κυβερνήσεις και τις εμπορικές και πανεπιστημιακές οργανώσεις στις ΗΠΑ, την Αυστραλία και την Αγγλία, με τη μορφή μιας πλούσιας βάσης δεδομένων ταλαντώσεων και διαγνωστικών εκθέσεων και ολοκληρωμένων εμπειριών από το υπόψη πρόγραμμα.

Τα αρχεία πρωτογενών ψηφιακών δεδομένων χρονοσειράς είναι ένα πολύτιμο στοιχείο για την αξιολόγηση των επιδόσεων των διαγνωστικών και προγνωστικών αλγορίθμων και είναι απαραίτητα για τον εντοπισμό προβλημάτων του συστήματος που οδηγούν σε ψευδείς ειδοποιήσεις. Τα δεδομένα επιτρέπουν την ανάπτυξη πρόσθετων δυνατοτήτων ανάλυσης και ελέγχου του συστήματος για την αποφυγή πιθανών ψευδών συναγερμών και παρέχουν τη δυνατότητα καθοδήγησης της συντήρησης του συστήματος.

Η τεχνολογία για την παρακολούθηση και τη διάγνωση των συστημάτων των αεροσκαφών υφίσταται στη σημερινή εποχή, αλλά η αξιόπιστη διαγνωστική και προγνωστική ανάλυση των ταλαντώσεων προϋποθέτουν τη δυνατότητα καταγραφής πρωτογενών δεδομένων για τη δημιουργία τιμών βάσης για διάφορους τύπους αεροσκαφών και υλικών,

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

προκειμένου να προσδιοριστούν οι κατάλληλοι αλγόριθμοι και τα όρια τιμών της φυσιολογικής λειτουργίας.

Η ομάδα πρότεινε οι δοκιμές να συνεχιστούν στο δοκιμαστήριο για επέκταση της βάσης δεδομένων και βελτίωση της συσχέτισης μεταξύ του μεγέθους της βλάβης με το επίπεδο τιμών εξόδου του αλγορίθμου για τη ρύθμιση του ορίου τιμών ειδοποίησης στα Ε/Π SH-60 και H-53E. Επίσης πρότεινε:

- Να συνεχιστεί η βελτίωση των διαγνωστικών αλγορίθμων και η περαιτέρω εφαρμογή τους στα συστήματα των Ε/Π.
- Συνέχιση των δοκιμών των κιβωτίων μετάδοσης, που απορρίπτονται λόγω εμφάνισης ταλαντώσεων ή ρινισμάτων.
- Συνέχιση της δοκιμής γραναζιών και τριβών στα οποία δημιουργούνται τεχνητά εγχοπές με μηχανή EDM για καταγραφή της εξέλιξης των βλαβών στο δοκιμαστήριο.
- Πραγματοποίηση δοκιμών σε συστήματα μετάδοσης κίνησης μετά από δημιουργία επιπρόσθετων τεχνητών βλαβών.

Οι δοκιμές για την αξιολόγηση και επικύρωση της αξιοπιστίας και αποδοτικότητας της ανάλυσης των ταλαντώσεων στο δοκιμαστήριο παρείχαν ένα τεράστιο υπόβαθρο για την εις βάθος κατανόηση των χαρακτηριστικών των ταλαντώσεων των δυναμικών στοιχείων του συστήματος μετάδοσης κίνησης του Ε/Π SH-60. Οι μελλοντικές προσπάθειες δοκιμής θα πρέπει να θέτουν ως προϋπόθεση τη δημιουργία βάσεων δεδομένων αξιοποιώντας το σύστημα καταγραφής πρωτογενών δεδομένων. Επίσης προτάθηκε:

- Η αναβάθμιση του δοκιμαστηρίου προκειμένου να καταστεί δυνατή η δοκιμή των παρελκομένων του Ε/Π CH-53E σε πλήρη ισχύ.
- Η πραγματοποίηση δοκιμών ταλαντώσεων κατά τη γενική επισκευή των υλικών ως ένας έλεγχος διασφάλισης ποιότητας ενώ παράλληλα θα παρέχεται η δυνατότητα δημιουργίας ενός αρχικού βασικού πεδίου τιμών ταλαντώσεων για το εκάστοτε σύστημα μετάδοσης το οποίο θα χρησιμεύει όταν το σύστημα τοποθετηθεί επί του Ε/Π.

Τόσο η δυνητική όσο και η πραγματική εφαρμογή των διαφόρων διαγνωστικών και προγνωστικών τεχνικών επιδείχθηκε με επιτυχία κατά τη διάρκεια αυτού του προγράμματος.

Η ομάδα θεώρησε απαραίτητη την περαιτέρω ανάπτυξη και επικύρωση της προηγμένης ανάλυσης, που βασίζεται στο φυσικό μοντέλο, τη συγχώνευση δεδομένων και την εφαρμογή επιπρόσθετων τεχνικών για τη μείωση ή/και την εξάλειψη ψευδών ειδοποιήσεων προκειμένου να καταστεί δυνατή η ανάπτυξη πλήρους προγνωστικής ικανότητας.

Οι δυνατότητες διαγνωστικής ανάλυσης και παρακολούθησης του υπολειπόμενου χρόνου λειτουργικής ζωής, για κινητήρες, κιβώτια μετάδοσης κίνησης και άλλα δομικά

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

εξαρτήματα, είναι ανεκτίμητη προκειμένου να αναπτυχθεί η δυνατότητα διαχείρισης προβλημάτων ανοχής βλαβών, όσον αφορά ιδιαίτερα σε στόλους ελικόπτερων και αεροσκαφών των οποίων αυξάνεται η ηλικία.

Τέλος, η ομάδα επεσήμανε ότι αποκομίζεται μεγάλο όφελος και καθίσταται αναγκαία η διεξαγωγή σημαντικών δοκιμών με δημιουργία τεχνητών βλαβών προκειμένου να αναπτυχθεί μια συλλογή εμπειρίας για τη ρεαλιστική ρύθμιση των ορίων τιμών των προειδοποιήσεων και την κατανόηση του ρυθμού εξέλιξης των βλαβών. Η κατάλληλη κατανόηση του ρυθμού εξέλιξης των βλαβών για διάφορα εξαρτήματα αποτελεί προϋπόθεση για την πλήρη εφαρμογή της προγνωστικής ανάλυσης.

## 5.2 Μελέτη Περίπτωσης Εκτίμησης της ΥΛΖ σε Κινητήρες Αεροσκαφών με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης.

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας και για τη διερεύνηση εφαρμογής της προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης, πραγματοποιήθηκε μια μελέτη περίπτωσης εκτίμησης της Υπολειπόμενης Λειτουργικής Ζωής σε κινητήρες αεροσκαφών με αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Τα πρωτογενή δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, αναζητήθηκαν στο διαδίκτυο στην ιστοσελίδα της NASA <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/> και είχαν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

Σύνολο δεδομένων με όνομα FD001. Αριθμός κινητήρων στα δεδομένα μάθησης: 100. Αριθμός κινητήρων στα δεδομένα ελέγχου: 100. Συνθήκες λειτουργίας: Επίπεδο θάλασσας. Προσομοιωμένη βλάβη: Υποβάθμιση συμπίεστη υψηλής πίεσης (HPC).

Πειραματικό σενάριο: Τα σύνολα δεδομένων αποτελούνται από 100 χρονικές σειρές πολλαπλών μεταβλητών τα οποία δημιουργήθηκαν από προσομοίωση πραγματικών συνθηκών. Η ομάδα δεδομένων χωρίζεται περαιτέρω σε υποσύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής. Κάθε χρονοσειρά προέρχεται από διαφορετικό κινητήρα, δηλαδή τα δεδομένα μπορούν να θεωρηθούν ότι προέρχονται από ένα στόλο κινητήρων του ίδιου τύπου. Κάθε κινητήρας αρχίζει με διαφορετικούς βαθμούς αρχικής φθοράς και παραλλαγής κατασκευής, που είναι άγνωστος για τον χρήστη. Αυτή η φθορά και παραλλαγή θεωρείται κανονική, δηλαδή δεν θεωρείται συνθήκη δυσλειτουργίας. Υπάρχουν τρεις λειτουργικές ρυθμίσεις που επηρεάζουν σημαντικά την απόδοση του κινητήρα. Αυτές οι ρυθμίσεις περιλαμβάνονται επίσης στα δεδομένα. Τα δεδομένα είναι μολυσμένα με θόρυβο αισθητήρων.

Ο κάθε κινητήρας λειτουργεί κανονικά στην αρχή κάθε χρονικής σειράς και αναπτύσσει σφάλμα σε κάποια στιγμή κατά τη διάρκεια της σειράς. Στο σύνολο εκπαίδευσης,

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

το σφάλμα αυξάνεται σε μέγεθος μέχρι να αστοχήσει ο κινητήρας. Στη συλλογή δεδομένων δοκιμών, οι χρονοσειρές τελειώνουν κάποια στιγμή πριν την αποτυχία του συστήματος. Ο στόχος του προβλήματος είναι να προβλεφθεί ο αριθμός των υπολειπόμενων κύκλων λειτουργίας πριν από την αστοχία του κινητήρα στη συλλογή των δεδομένων δοκιμών. Στα δεδομένα παρέχονται επίσης οι τιμές της πραγματικής υπολειπόμενης λειτουργικής ζωής (ΥΛΖ) για τα δεδομένα δοκιμών.

Τα δεδομένα παρέχονται ως αρχεία κειμένου (.txt) συμπιεσμένα με zip με 26 στήλες αριθμών, χωρισμένες με κενά. Κάθε σειρά είναι ένα στιγμιότυπο των δεδομένων που λαμβάνονται κατά τη διάρκεια ενός μόνο λειτουργικού κύκλου, κάθε στήλη είναι μια διαφορετική μεταβλητή. Οι στήλες αντιστοιχούν σε:

- 1) αριθμός κινητήρα
- 2) χρόνος λειτουργίας, σε κύκλους
- 3) λειτουργική ρύθμιση 1
- 4) λειτουργική ρύθμιση 2
- 5) λειτουργική ρύθμιση 3
- 6) μέτρηση αισθητήρα 1
- 7) μέτρηση αισθητήρα 2
- ...
- 26) μέτρηση αισθητήρα 21

Για την πρόβλεψη των ζητούμενων τιμών ΥΛΖ πραγματοποιήθηκε ανάλυση των δεδομένων με αλγόριθμους μηχανικής μάθησης μέσω της πλατφόρμας αλγορίθμων μηχανικής μάθησης WEKA. Η υπόψη εφαρμογή είναι δωρεάν προσβάσιμη μέσω του διαδικτύου και δίνει τη δυνατότητα χρήσης διαφόρων αλγορίθμων, όπως γραμμική παλινδρόμηση, KNN, Decision Trees, ΤΝΔ, Support Vector Machines καθώς και αλγόριθμους συνδυασμού αλγορίθμων, όπως Bagging, Stacking κλπ. Παράλληλα παρέχεται η δυνατότητα ρύθμισης ορισμένων παραμέτρων κάθε αλγορίθμου προκειμένου να βελτιώνεται η ικανότητα πρόγνωσης του σε κάθε συλλογή δεδομένων.

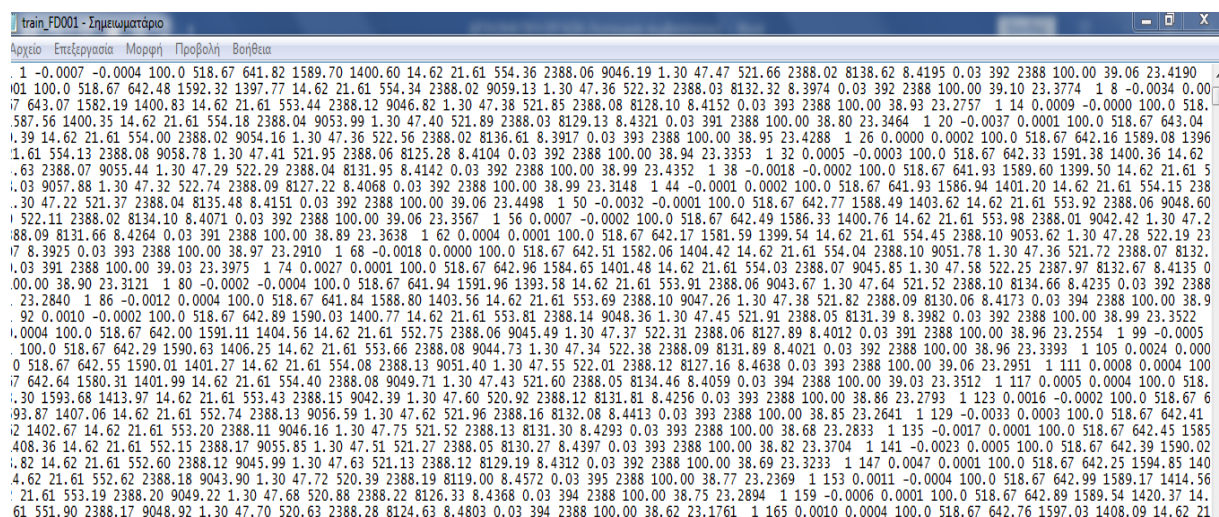
Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για τη πραγματοποίηση της πρόβλεψης ήταν η ακόλουθη:

- Αρχική Επεξεργασία των Δεδομένων - Γραφική Απεικόνιση.
- Επιλογή Χαρακτηριστικών με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης.
- Επιλογή Αλγορίθμου με τις Καλύτερες Επιδόσεις.
- Ρύθμιση Παραμέτρων Αλγορίθμου.
- Αποθήκευση Μοντέλου και Εκτίμηση της ΥΛΖ.
- Σύγκριση Αποτελεσμάτων εκτίμησης ΥΛΖ με πραγματικές τιμές ΥΛΖ.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

### 5.2.1. Αρχική Επεξεργασία των Δεδομένων - Γραφική Απεικόνιση.

Όπως προαναφέρθηκε και ανωτέρω τα δεδομένα ελήφθησαν σε μορφή αρχείου κειμένου (.txt) και κωδικοποίηση ASCII, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.18.



Εικόνα 5.18 Μέρος Δεδομένων Μάθησης σε αρχείο .txt

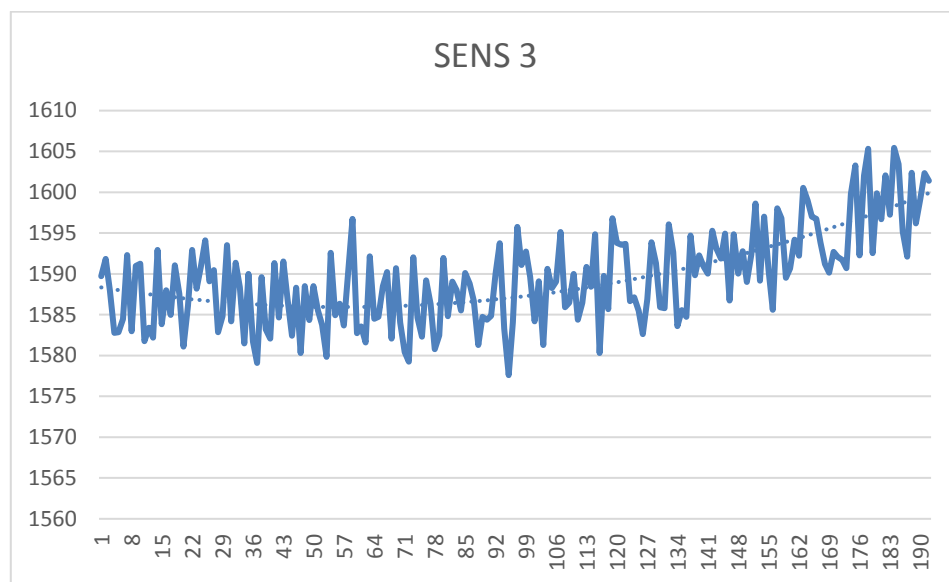
Η εφαρμογή WEKA απαιτεί τα δεδομένα να είναι σε μορφή αρχείου .arff, το οποίο είναι ένα αρχείο .csv (comma separated values) με την εισαγωγή ενός τίτλου που περιέχει το όνομα του αρχείου και τα ονόματα και το είδος (αριθμός, όνομα κλπ.) των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Για να πραγματοποιηθεί η μετατροπή από αρχείο κειμένου (.txt) σε αρχείο CSV χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα MS Excel. Στο σημείο αυτό κρίνεται σκόπιμο να επισημανθεί ότι επειδή τα αρχικά δεδομένα είναι σε κωδικοποίηση ASCII, η υποδιαστολή εμφανίζεται ως τελεία και όχι ως κόμμα. Όταν το αρχείο μετατραπεί σε .xls, οι τελείες αντικαθίστανται από κόμματα. Στη συνέχεια το MS Excel μπορεί να αποθηκεύσει το αρχείο απευθείας σε μορφή CSV, τοποθετώντας όμως αντί για κόμμα, ερωτηματικό. Ένα ακόμη πρόβλημα που αντιμετωπίστηκε ήταν ότι στο αρχείο CSV, τα δεδομένα πρέπει να διαχωρίζονται με κόμμα, ενώ ταυτόχρονα η υποδιαστολή στους δεκαδικούς αριθμούς στο ελληνικό σύστημα απεικονίζεται επίσης με κόμμα. Για τη λύση των ανωτέρω προβλημάτων πραγματοποιήθηκαν τα εξής: Μετά την εισαγωγή των δεδομένων στο MS Excel, όλα τα δεδομένα έγιναν ακέραιοι αριθμοί με μετακίνηση της υποδιαστολής και προστέθηκε μια ακόμα μεταβλητή, η YΛΖ (RUL). Στη συνέχεια το αρχείο αποθηκεύτηκε ως CSV, έγινε μεταφόρτωσή του στην εφαρμογή WEKA (arff viewer) και αποθήκευσή του ως ARFF. Στο σημείο αυτό, επειδή όπως προαναφέρθηκε το MS Excel αποθηκεύει το αρχείο



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

CSV διαχωρίζοντας τα δεδομένα με ερωτηματικό, η εφαρμογή WEKA δεν αναγνώρισε την ύπαρξη 26 χαρακτηριστικών, αλλά ενός, το οποίο λάμβανε ως τιμές όλα τα δεδομένα. Για τη διόρθωση του υπόψη προβλήματος, έγινε προσπέλαση του αρχείου με εφαρμογή κειμένου (MS Word), αντικατάσταση των ερωτηματικών με κόμματα και προσθήκη των τίτλων και του είδους μεταβλητής των χαρακτηριστικών. Σημειώνεται ότι η WEKA λαμβάνει ως χαρακτηριστικό κατηγοριοποίησης ή πρόβλεψης την τελευταία μεταβλητή των δεδομένων. Στην προκειμένη περίπτωση τελευταία μεταβλητή τέθηκε το χαρακτηριστικό RUL, δηλαδή η υπολειπόμενη λειτουργική ζωή.

Παράλληλα με τη μεταφόρτωση των δεδομένων στο WEKA πραγματοποιήθηκε μια αρχική αξιολόγηση και γραφική απεικόνιση των δεδομένων με τη χρήση του Ms Excel, όπως φαίνεται για παράδειγμα στην εικόνα 5.19.



Εικόνα 5.19: Γραφική Παράσταση των δεδομένων του αισθητήρα No. 3 σε σχέση με τους κύκλους λειτουργίας του κινητήρα No. 1.

Από την υπόψη αξιολόγηση διαπιστώθηκε ότι υπήρχαν τρεις κύριες ομάδες χαρακτηριστικών δεδομένων:

- Στην πρώτη ομάδα περιλήφθηκαν χαρακτηριστικά των οποίων η τιμή παρέμενε εντελώς αμετάβλητη στο σύνολο των στιγμιότυπων καταγραφής. Η ομάδα αυτή αποτελούνταν από τα χαρακτηριστικά: Setting 3 και τις καταγραφές των αισθητήρων No. 1, 5, 10, 16, 18 και 19. Τα υπόψη δεδομένα απαλείφθηκαν από το σύνολο διότι θα προσέθεταν απαιτήσεις υπολογιστικής ισχύος στα επόμενα βήματα, χωρίς να προσφέρουν κάποια πληροφορία όσον αφορά στην εκτίμηση της ΥΛΖ, καθώς η συσχέτισή τους με την ΥΛΖ ήταν μηδενική.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

- Μια άλλη ομάδα δεδομένων παρουσίαζε γραμμή τάσης σχεδόν παράλληλη με τον άξονα των Χ (κύκλοι λειτουργίας) εμπεριέχοντας και σημαντικό θόρυβο. Στην ομάδα αυτή ανήκουν τα χαρακτηριστικά: Setting 1, Setting 2 και ο αισθητήρας Νο. 6. Τα υπόψη δεδομένα, παρόλο που από τη γραφική τους παράσταση φαίνεται ότι δεν έχουν μεγάλη συσχέτιση με την ΥΛΖ, δεν απαλείφθηκαν από την αρχή αλλά εισήχθησαν στη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών, που θα αναλυθεί στην επόμενη ενότητα.

- Στην τρίτη και τελευταία ομάδα τα χαρακτηριστικά των δεδομένων παρουσίαζαν μεγάλο θόρυβο από τη μια πλευρά, αλλά ταυτόχρονα υπήρχε ευκρινής συσχέτιση της τάσης τους με την ΥΛΖ, όπως για παράδειγμα φαίνονται στην εικόνα 5.19 οι καταγραφές του αισθητήρα Νο. 3. Στην ομάδα αυτή εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, όπως θα αναλυθεί παρακάτω.

### 5.2.2. Επιλογή Χαρακτηριστικών με Αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης.

Δεδομένου ότι πλέον υπήρχε ένα αρχείο ARFF με τα δεδομένα μάθησης, ξεκίνησε η διαδικασία επιλογής των καταλληλότερων χαρακτηριστικών για την εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Για την υπόψη διαδικασία χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή WEKA με δύο μεθόδους. Στην πρώτη μέθοδο (Correlation Attribute Evaluation) υπολογίζεται η συσχέτιση κάθε χαρακτηριστικού με την ΥΛΖ. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν ήταν τα ακόλουθα:

=== Run information ===

Evaluator: weka.attributeSelection.CorrelationAttributeEval

Search: weka.attributeSelection.Ranker -T -1.7976931348623157E308 -N -1

Relation: 1.3 TRAINING DATA 5145 INTEGER

Instances: 14053

Attributes: 18

SETTING1, SETTING2, SENS2, SENS3, SENS4, SENS6, SENS7, SENS8, SENS9, SENS11, SENS12, SENS13, SENS14, SENS15, SENS17, SENS20, SENS21, RUL

Evaluation mode: evaluate on all training data

=== Attribute Selection on all input data ===

Search Method:

Attribute ranking.

Attribute Evaluator (supervised, Class (numeric): 18 RUL):

Correlation Ranking Filter

Ranked attributes:

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

0.702 11 SENS12

0.6846 7 SENS7

0.6585 17 SENS21

0.6514 16 SENS20

-0.013 1 SETTING1

-0.0163 2 SETTING2

-0.0832 6 SENS6

-0.3242 13 SENS14

-0.4066 9 SENS9

-0.5637 12 SENS13

-0.5657 8 SENS8

-0.6039 4 SENS3

-0.6263 3 SENS2

-0.6283 15 SENS17

-0.6725 14 SENS15

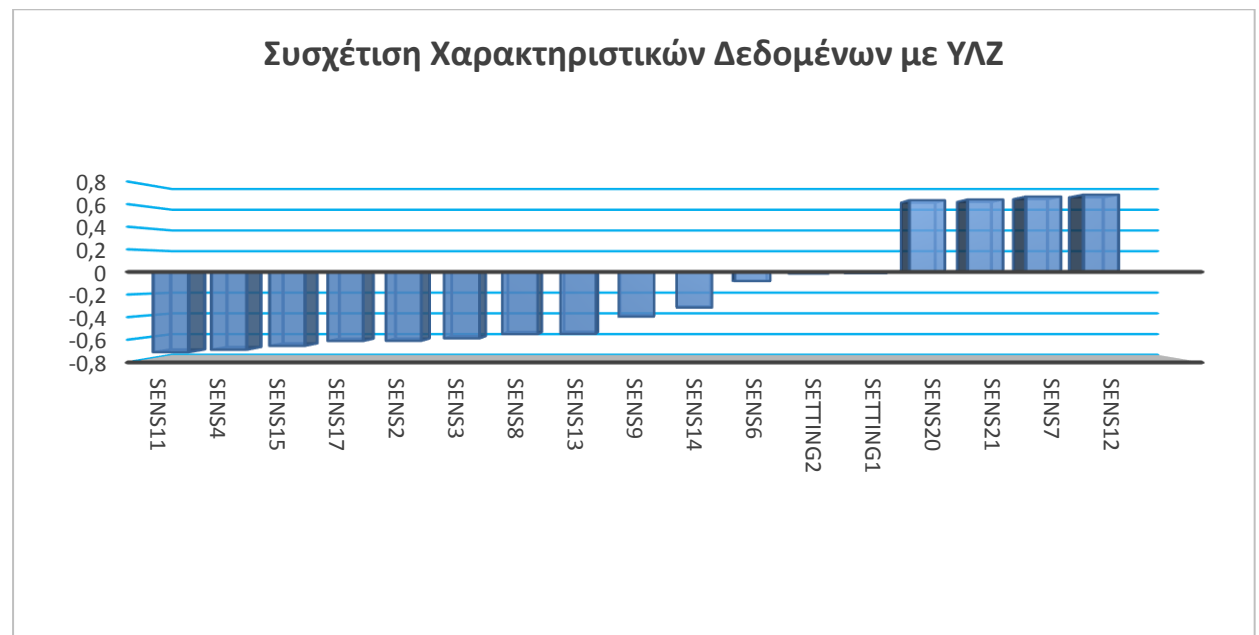
-0.7071 5 SENS4

-0.7297 10 SENS11

Selected attributes: 11,7,17,16,1,2,6,13,9,12,8,4,3,15,14,5,10 : 17

Από την εξέταση των παραπάνω αποτελεσμάτων προκύπτει ότι, όπως φάνηκε και από τις γραφικές παραστάσεις και παρουσιάζεται στην εικόνα 5.20, τα χαρακτηριστικά της δεύτερης ομάδας (SETTING1, SETTING2 και SENS6) έχουν πολύ χαμηλή συσχέτιση με την ΥΛΖ ( $-0,1 < \text{Correlation} < 0,1$ ).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.20: Συσχέτιση των χαρακτηριστικών των δεδομένων με την ΥΛΖ.

Για επιβεβαίωση της υπόψη παρατήρησης έγινε εφαρμογή της μεθόδου Learner Based Feature Selection, η οποία επιλέγει υποομάδες χαρακτηριστικών, μετράει τις επιδόσεις τους και στο τέλος προτείνει τις καταλληλότερες (Jason Brownlee, 2018). Τα αποτελέσματα της υπόψη μεθόδου συμφώνησαν με τις παρατηρήσεις που έγιναν ανωτέρω, όπως φαίνεται ακολούθως:

=== Run information ===

Evaluator: weka.attributeSelection.WrapperSubsetEval -B weka.classifiers.trees.J48 -F 5 -T 0.01 -R 1 -E DEFAULT -- -C 0.25 -M 2

Search: weka.attributeSelection.BestFirst -D 1 -N 5

Relation:1.3 TRAINING DATA 5145 INTEGER - weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1-2,6

Instances: 14053

Attributes: 15

SENS2, SENS3, SENS4, SENS7, SENS8, SENS9, SENS11, SENS12, SENS13, SENS14, SENS15, SENS17, SENS20, SENS21, RUL

Evaluation mode: evaluate on all training data

Ως εκ τούτου αποφασίστηκε να απαλειφθούν και τα δεδομένα της δεύτερης ομάδας και να παραμείνει μόνο η τρίτη ομάδα χαρακτηριστικών για τη συνέχιση της διαδικασίας μηχανικής μάθησης.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Επιπρόσθετα, μετά από ανάλυση των αποτελεσμάτων που αναμένονται, διαπιστώθηκε ότι η αναμενόμενη ΥΛΖ κυμαίνεται από 7 έως 145 κύκλους. Ως εκ τούτου απαλείφθηκαν τα στιγμιότυπα κάτω από 5 και πάνω από 145 κύκλους για λόγους υπολογιστικών απαιτήσεων, επειδή δεν προσφέρουν επιπλέον δεδομένα στο μοντέλο για τις επιδιωκόμενες προβλέψεις καθώς και επειδή πάνω από τους 145 κύκλους ΥΛΖ, η συσχέτιση των δεδομένων με την ΥΛΖ μειώνεται πολύ, όπως φαίνεται και από την εικόνα 5.19.

### 5.2.3. Επιλογή Αλγορίθμου με τις Καλύτερες Επιδόσεις και Ρύθμιση Παραμέτρων.

Μετά την επιλογή των καταλληλότερων χαρακτηριστικών με τη διαδικασία που προαναφέρθηκε, ακολούθησε η διαδικασία επιλογής αλγορίθμου. Το κριτήριο επιλογής του καταλληλότερου αλγόριθμου ήταν το μικρότερο RMSE.

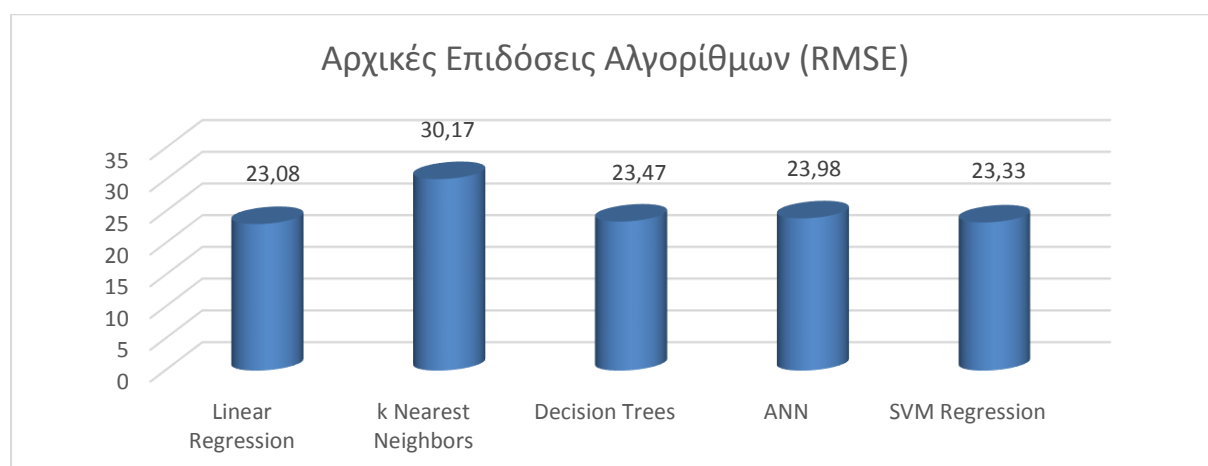
Επιλέχθηκαν πέντε αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, οι οποίοι παρουσιάζουν υψηλές επιδόσεις (Jason Brownlee, 2018), καθώς και δύο συνδυαστικοί αλγόριθμοι, ως ακολούθως:

- Linear Regression (functions.LinearRegression)
- k Nearest Neighbors (lazy.IBK)
- Decision Trees (trees.REPtree)
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (functions.MultilayerPerceptron)
- Support Vector Machine Regression (functions.SMOreg)
- Stacking (meta.Stacking)
- Bagging (meta.Bagging)

Τα αρχικά αποτελέσματα εφαρμογής των αλγορίθμων με τις αρχικές τους ρυθμίσεις και εκπαίδευση στο 66% των δεδομένων, ήταν τα ακόλουθα (RMSE σε κύκλους λειτουργίας), όπως παρουσιάζονται στην εικόνα 5.21:

- Linear Regression: 23,08
- k Nearest Neighbors: 30,17
- Decision Trees: 23,47
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: 23,98
- Support Vector Machine Regression: 23,33.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.21: Αρχικές επιδόσεις αλγορίθμων (RMSE).

Επιλέχθηκε η εκπαίδευση στο 66% των δεδομένων και όχι η διασταυρωτική επικύρωση δεδομένου ότι υπάρχουν διαφορετικά δεδομένα ελέγχου για να μετρηθεί η απόδοση των αλγορίθμων σε άγνωστα δεδομένα καθώς και της ύπαρξης μεγάλου αριθμού δεδομένων μάθησης.

Στη συνέχεια ακολούθησε μεταβολή των παραμέτρων των αλγορίθμων με επιδίωξη τη μείωση του RMSE σύμφωνα με τη βιβλιογραφία (Jason Brownlee, 2018). Επιλέχθηκαν όλοι οι αλγόριθμοι καθώς δεν υπήρξε σημαντική διαφορά στα σφάλματα που προέκυψαν.

Έτσι δημιουργήθηκαν δύο νέες σειρές δεδομένων με χρήση κατάλληλων φίλτρων της εφαρμογής, μια τυποποιημένη (ελάχιστη τιμή 0 και μέγιστη 1) και μια κανονικοποιημένη (μέσος όρος 0) για χρήση στους αλγόριθμους της γραμμικής παλινδρόμησης και του Support Vector Machine αντίστοιχα.

Οι βέλτιστες τιμές που προέκυψαν ήταν οι ακόλουθες:

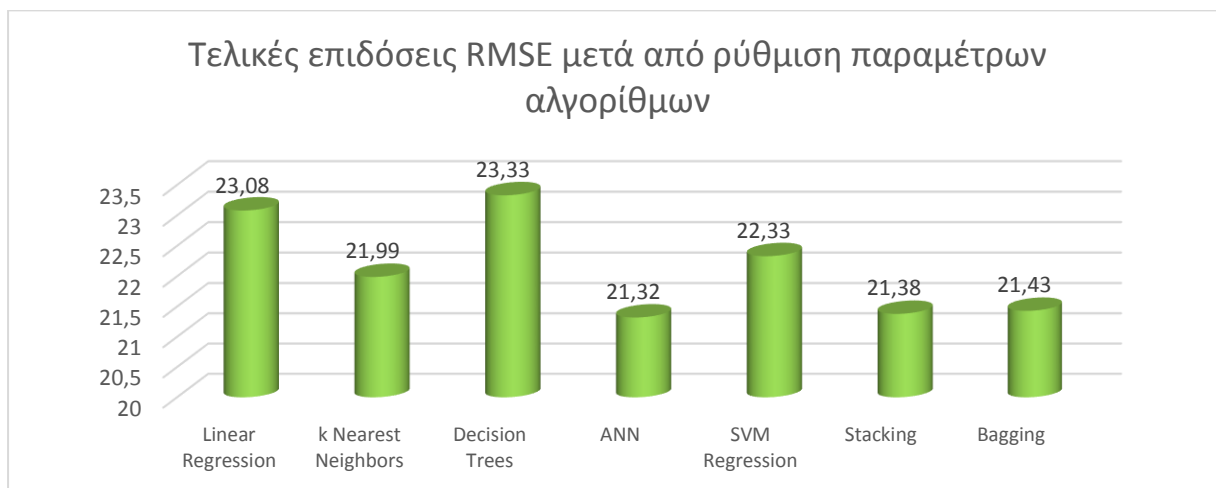
- Linear Regression: 23,08 (δεν υπήρξε βελτίωση με τη χρήση τυποποιημένων δεδομένων).
- k Nearest Neighbors: 21,99 με  $k=21$  και *PS Manhattan*.
- Decision Trees: 23,33 με  $\text{MinNum}=7$ .
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: 21,32 με *decay=true*, *Learning Rate*=0,2 και *Momentum*=0,1.
- Support Vector Machine Regression: 22,33 με κανονικοποιημένα δεδομένα και ρύθμιση των παραμέτρων *kernel* σε *poly* και *exponent*=2.

Στη συνέχεια έγινε δοκιμή των συνδυαστικών αλγορίθμων με τα ακόλουθα αποτελέσματα:

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

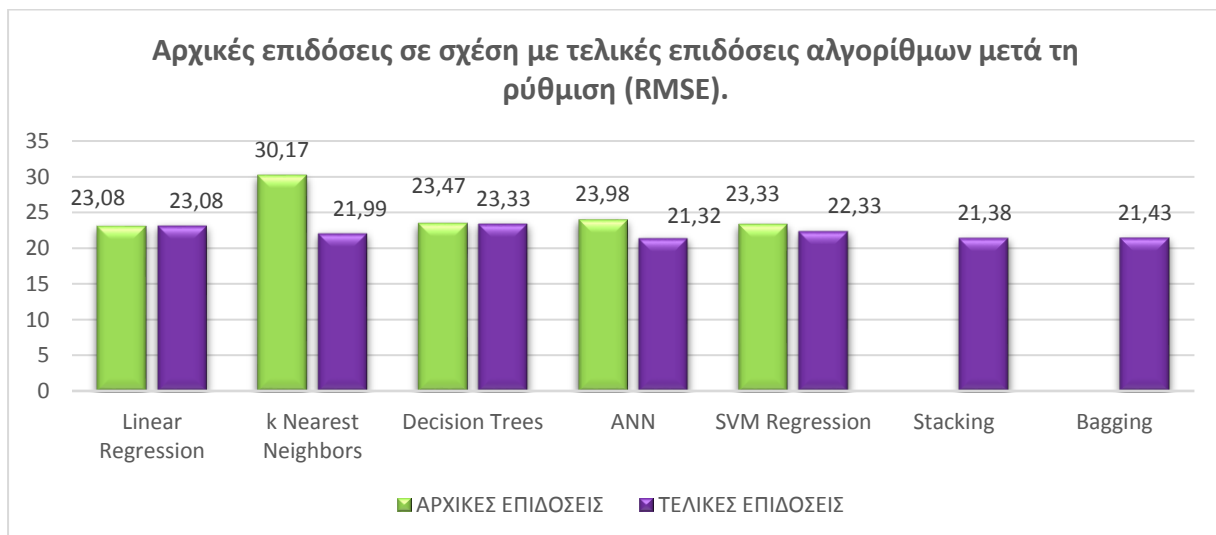
- Stacking: 21,38 με meta classifier τον linear regression και classifiers τα ΤΝΔ, Linear Regression και k Nearest Neighbors, με τις ρυθμίσεις των παραμέτρων που προαναφέρονται.
- Bagging (meta.Bagging): 21,43 με ρύθμιση του iteration στο 100.

Τα αποτελέσματα των δοκιμών παρουσιάζονται στην εικόνα 5.22:



Εικόνα 5.22: Τελικά αποτελέσματα ρίζας μέσου τετραγωνικού σφάλματος μετά από δοκιμή και ρύθμιση παραμέτρων αλγορίθμων.

Επίσης, τα αρχικά με τα τελικά αποτελέσματα, συγκριτικά, παρουσιάζονται στην εικόνα 5.23:

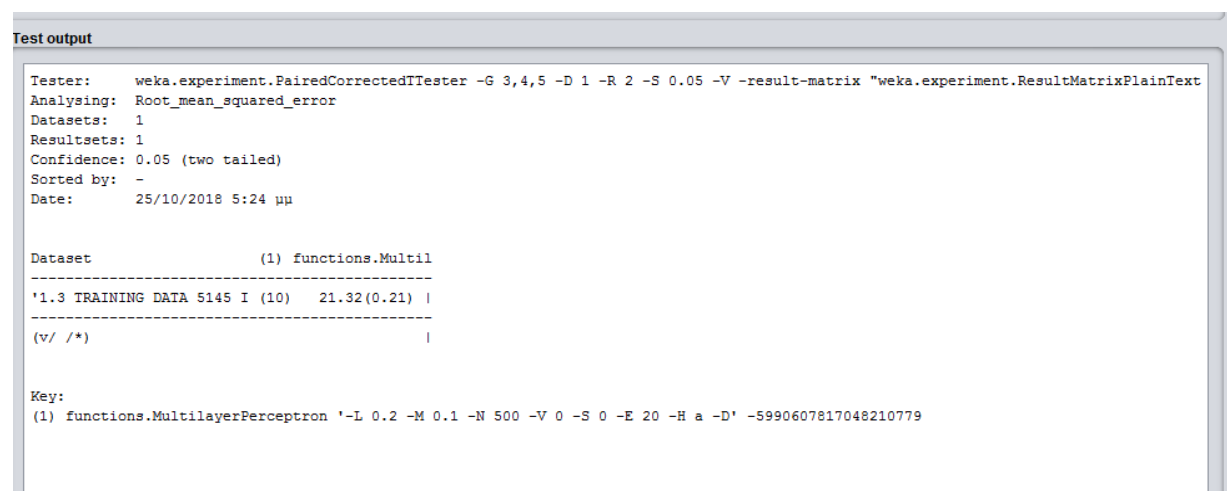


Εικόνα 5.23: Αρχικές επιδόσεις σε σχέση με τελικές επιδόσεις αλγορίθμων μετά τη ρύθμιση των παραμέτρων τους.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

#### 5.2.4. Αποθήκευση Μοντέλου και Εκτίμηση της ΥΛΖ.

Με βάση τα ανωτέρω αποτελέσματα αποφασίστηκε η χρήση του αλγόριθμου των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων με τις ρυθμίσεις που προαναφέρθηκαν (*decay*=true, *Learning Rate*=0,2 και *Momentum*=0,1), καθώς το αποτέλεσμα του RMSE ήταν πολύ κοντά στο σφάλμα RMSE του stacking και τα ΤΝΔ απαιτούν μικρότερη υπολογιστική ισχύ και χρόνο.



```
Test output
Tester:      weka.experiment.PairedCorrectedTTester -G 3,4,5 -D 1 -R 2 -S 0.05 -V -result-matrix "weka.experiment.ResultMatrixPlainText
Analysing:   Root_mean_squared_error
Datasets:    1
Resultsets:  1
Confidence:  0.05 (two tailed)
Sorted by:   -
Date:        25/10/2018 5:24 μμ

Dataset      (1) functions.Multil
-----
*1.3 TRAINING DATA 5145 I (10)  21.32 (0.21) |
-----
(v/ /*)      |

Key:
(1) functions.MultilayerPerceptron '-L 0.2 -M 0.1 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a -D' -5990607817048210779
```

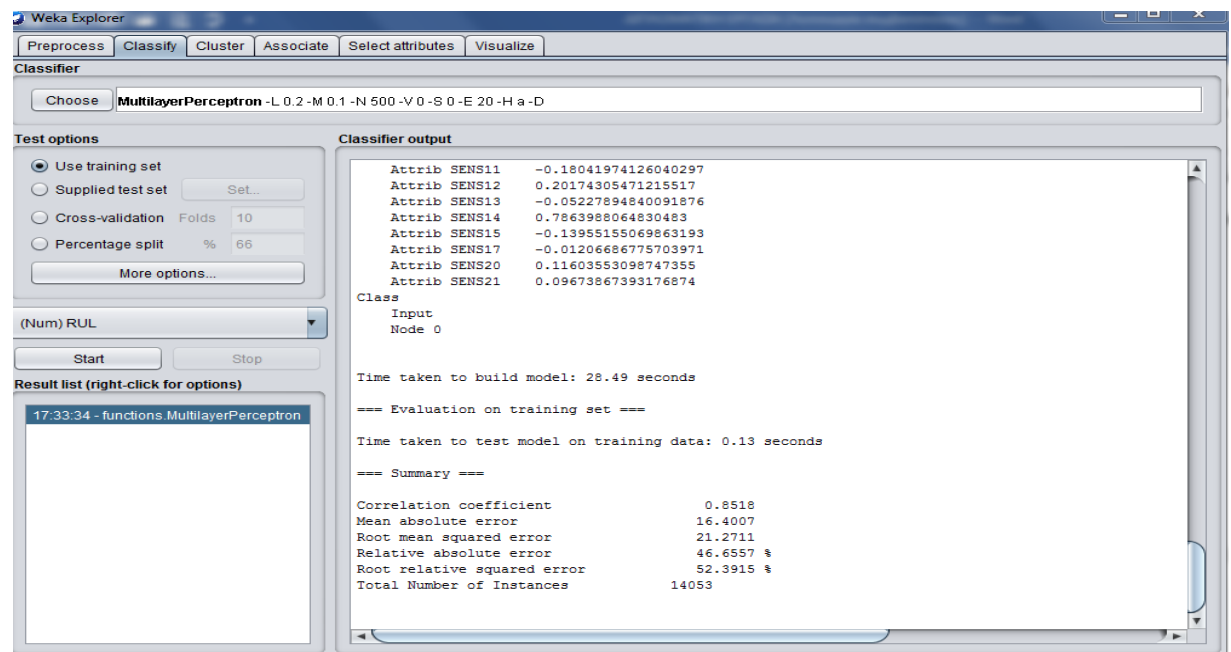
Εικόνα 5.24: Αποτελέσματα σφάλματος και τυπικής απόκλισης.

Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε ο Experimenter του WEKA για να υπολογιστεί και η τυπική απόκλιση του σφάλματος, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.24. Το σφάλμα τελικά υπολογίστηκε σε 21,32 με τυπική απόκλιση 0,21. Τα δεδομένα ήταν τυποποιημένα και οι ρυθμίσεις όπως προαναφέρθηκαν.

Στη συνέχεια ακολουθήθηκε η διαδικασία οριστικοποίησης και αποθήκευσης του μοντέλου με τον WEKA Explorer, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.25.



«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



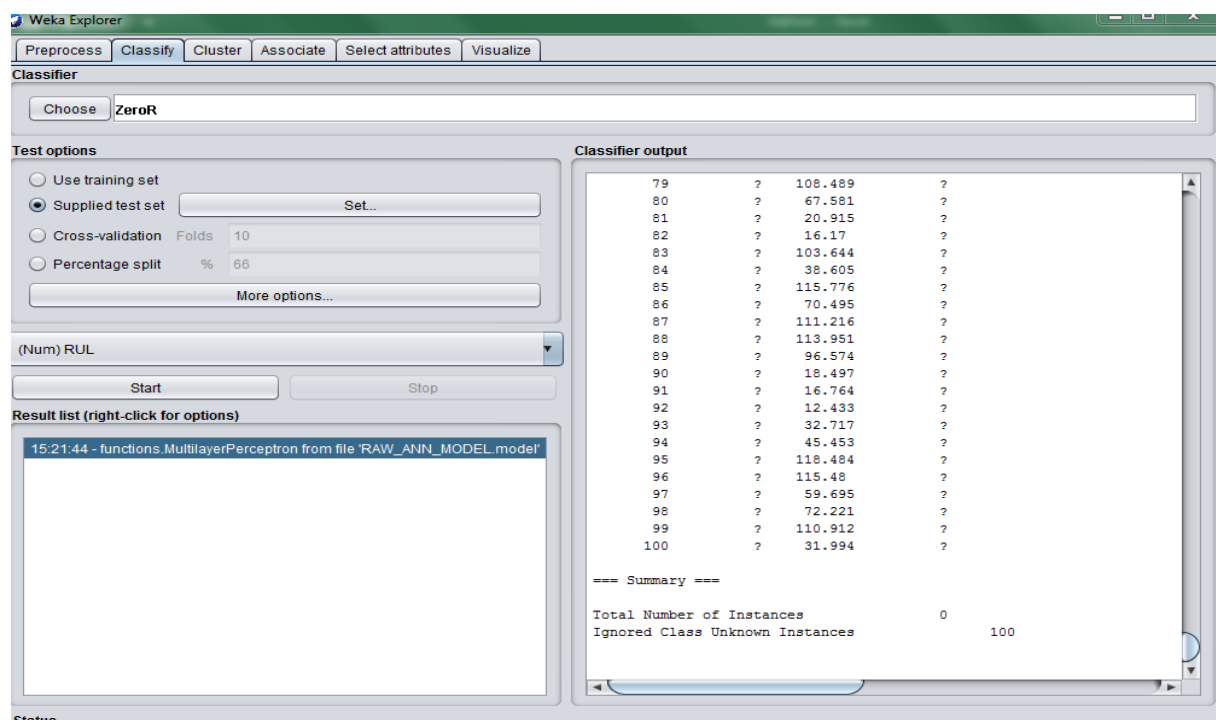
Εικόνα 5.25: Τελική Εκπαίδευση και Αποθήκευση Μοντέλου ΤΝΔ.

Αυτό το μοντέλο μπορεί να φορτωθεί αργότερα και να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη νέων δεδομένων. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση της ακρίβειας του μοντέλου, που υπολογίστηκε στην τελευταία ενότητα, για την ποσοτικοποίηση της αναμενόμενης μεταβλητότητας στην εκτιμώμενη ακρίβεια του μοντέλου σε νέα δεδομένα. Επίσης γενικά αναμένεται ότι η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος του μοντέλου σε νέα δεδομένα θα είναι 21,32 συν ή μείον ( $2 \cdot 0,21$ ) ή 0,42. Δηλαδή θα κυμαίνεται από 20,9 έως 21,74 κύκλους λειτουργίας.

Για να πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη, τα δεδομένα ελέγχου έπρεπε να μετατραπούν σε αρχείο Excel, στη συνέχεια CSV και τέλος ARFF επιλέγοντας μόνο το τελευταίο στιγμιότυπο δεδομένων κάθε κινητήρα, το οποίο θα αντιστοιχεί στην ΥΛΖ.

Μετά την υπόψη μετατροπή των δεδομένων έγινε φόρτωση του μοντέλου που αποθηκεύτηκε καθώς και των δεδομένων ελέγχου και πραγματοποιήθηκε η πρόβλεψη όπως φαίνεται στην εικόνα 5.26.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



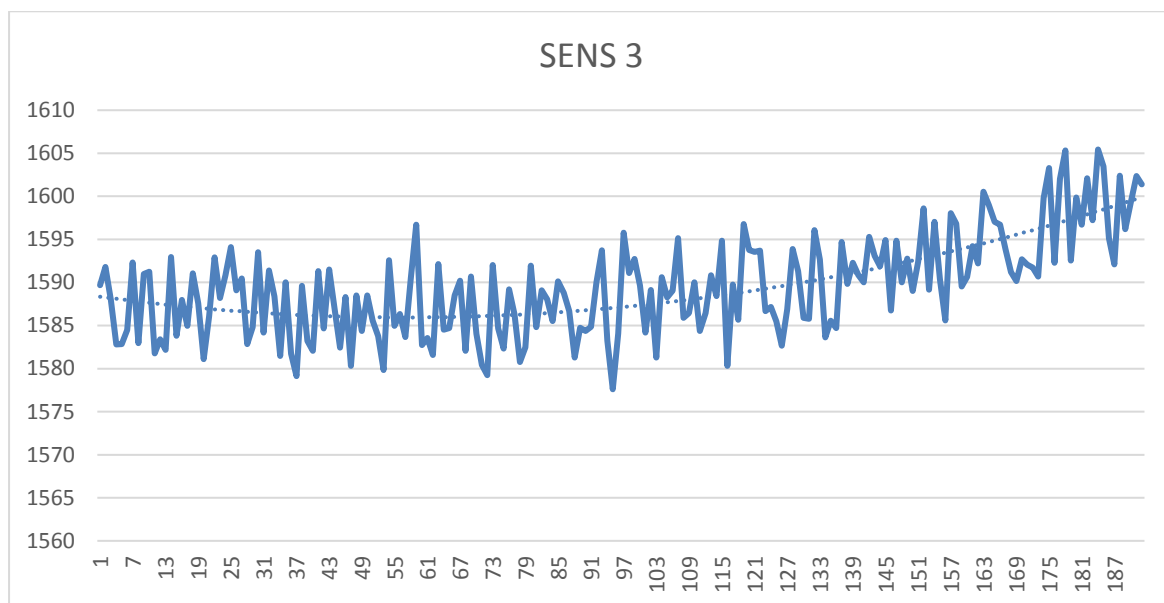
Εικόνα 5.26: Πραγματοποίηση Υπολογισμού της ΥΛΖ με τα Δεδομένα Ελέγχου.

Οι εκτιμήσεις αποθηκεύτηκαν σε αρχείο κειμένου και στη συνέχεια έγινε εισαγωγή τους σε αρχείο excel για να πραγματοποιηθεί ανάλυση και σύγκριση με τα πραγματικά αποτελέσματα.

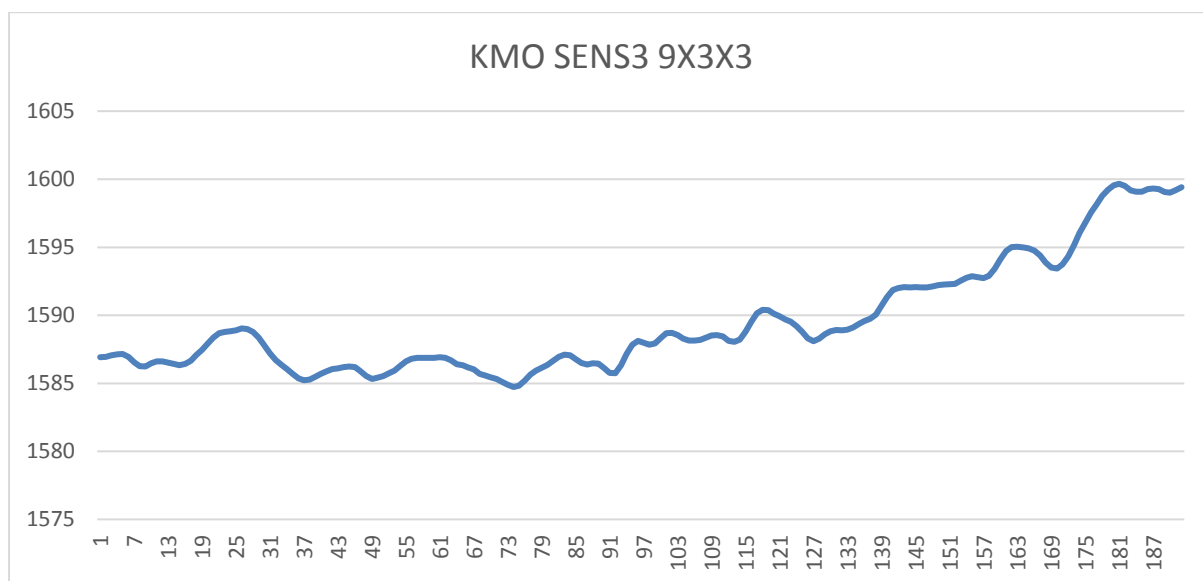
### 5.2.5. Αποτελέσματα με Εξομάλυνση Δεδομένων.

Λαμβάνοντας υπόψη ότι στα δεδομένα μάθησης υπήρχε πολύς θόρυβος, όπως φαίνεται και από την εικόνα 5.27, καταβλήθηκε προσπάθεια εξομάλυνσης των τιμών και επανεκπαίδευσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στα νέα δεδομένα, προκειμένου να εξεταστεί ο βαθμός επιρροής του θορύβου στα αποτελέσματα. Για την εξομάλυνση χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος του κινούμενου μέσου όρου. Αρχικά υπολογίστηκε ο κινούμενος μέσος όρος με βήμα 9 διότι στα αρχικά δεδομένα παρατηρείται μια επανάληψη του μοτίβου των μεγάλων αποκλίσεων των τιμών σε περίπου 9 κύκλους. Στη συνέχεια υπολογίστηκε ο διπλός κινούμενος μέσος όρος 3X3 για να απαλειφθεί η τυχαιότητα από τα δεδομένα. Ως εκ τούτου προέκυψε το διάγραμμα 5.28, στο οποίο εμφανίζεται σημαντική μείωση του θορύβου.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



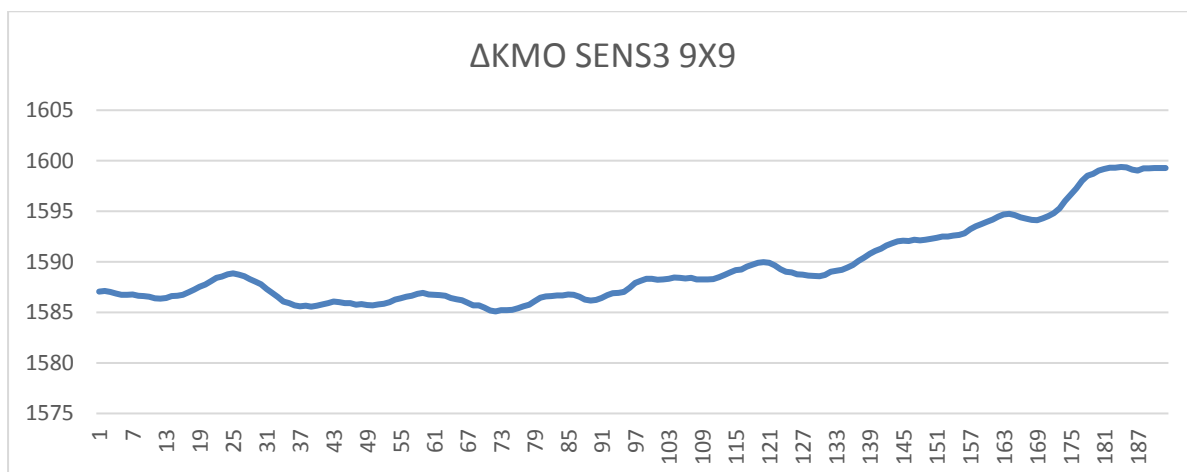
Εικόνα 5.27: Γραφική Παράσταση των δεδομένων του αισθητήρα Νο. 3 σε σχέση με τους κύκλους λειτουργίας του κινητήρα Νο. 1.



Εικόνα 5.28: Γραφική Παράσταση των δεδομένων του αισθητήρα Νο. 3 σε σχέση με τους κύκλους λειτουργίας του κινητήρα Νο. 1 μετά από εξομάλυνση κινούμενου μέσου όρου 9X3X3.

Επιπρόσθετα δοκιμάσθηκε, ως μέθοδος εξομάλυνσης, ο υπολογισμός του διπλού κινούμενου μέσου όρου 9X9, όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 5.29.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»



Εικόνα 5.29: Γραφική Παράσταση των δεδομένων του αισθητήρα Νο. 3 σε σχέση με τους κύκλους λειτουργίας του κινητήρα Νο. 1 μετά από εξομάλυνση κινούμενου μέσου όρου 9X9.

Από τη σύγκριση των διαγραμμάτων 5.28 και 5.29 παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει μεγάλη διαφορά μεταξύ τους. Ωστόσο το διάγραμμα κινούμενου μέσου όρου 9X9 παρουσιάζεται πιο εξομαλυμένο. Κατά συνέπεια υπάρχει μεγαλύτερη συσχέτιση μεταξύ των τιμών του αισθητήρα και των κύκλων λειτουργίας και ως εκ τούτου αναμένεται μικρότερο σφάλμα στην πρόβλεψη της ΥΛΖ.

Έτσι, υλοποιήθηκε μια πρόβλεψη της ΥΛΖ, βάσει της προαναφερθείσας διαδικασίας μηχανικής μάθησης, με χρήση των δεδομένων μετά από εξομάλυνση κινούμενου μέσου όρου 9X9 (ΚΜΟ 9X9).

Αρχικά υπολογίστηκε ο ΚΜΟ 9X9 των δεδομένων με τη χρήση του MS Excel. Στη συνέχεια το αρχείο μετατράπηκε σε .arff, με τη μεθοδολογία που προαναφέρθηκε και πραγματοποιήθηκε και πάλι επιλογή των χαρακτηριστικών, με τελική κατάληξη να επιλεγούν τα ίδια χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν και στην διαδικασία μάθησης των αρχικών δεδομένων.

Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε δοκιμή των αλγορίθμων όπως έγινε και στα αρχικά δεδομένα. Οι βέλτιστες τιμές RMSE που προέκυψαν ήταν οι ακόλουθες:

- Linear Regression: 22,26 από 23,22 (αρχικά δεδομένα).
- Support Vector Machine Regression: 22,33 από 23,33 με κανονικοποιημένα δεδομένα και ρύθμιση των παραμέτρων *kernel* σε *poly* και *exponent=2*.
- k Nearest Neighbors: 3,84 από 21,99 με *k=1* και *PS Manhattan*.
- Decision Trees: 16,33 από 23,33 με *no pruning=true*.
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: 20,34 από 21,39 με *decay=true*, *Learning Rate=0,1* και *Momentum=0,1*.

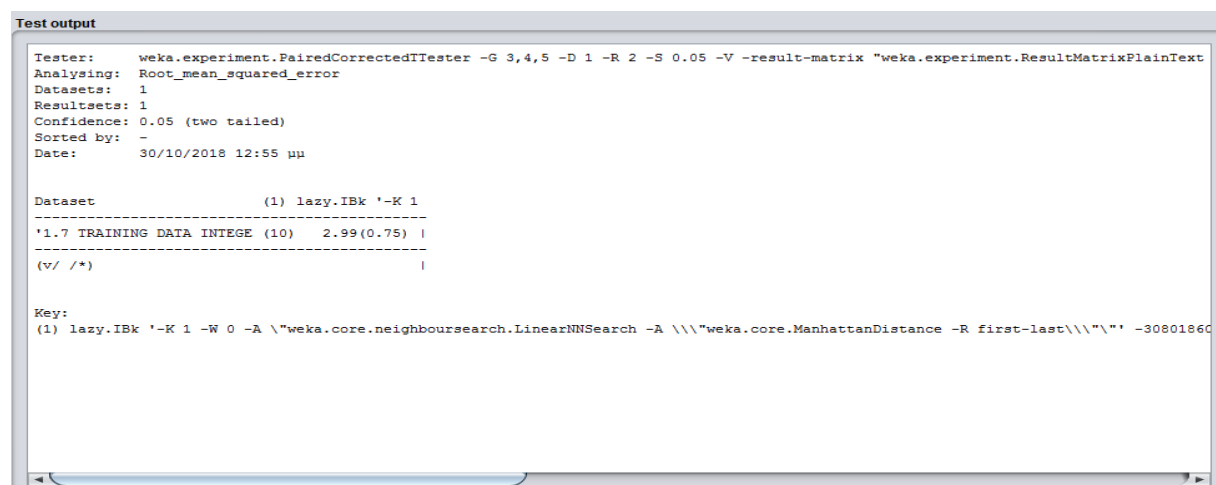
«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

Στη συνέχεια έγινε δοκιμή των συνδυαστικών αλγορίθμων με τα ακόλουθα αποτελέσματα:

- Stacking: 5,12 από 21,38 με meta classifier τον αλγόριθμο kNN και classifiers τα ΤΝΔ, Linear Regression και k Nearest Neighbors με τις ρυθμίσεις των παραμέτρων που προαναφέρονται.
- Bagging (meta.Bagging): 4,86 από 21,43 με ρύθμιση του iteration στο 100 και classifier τον kNN.

Από τα προαναφερθέντα αποτελέσματα προκύπτει ότι οι επιδόσεις προβλέψεων για όλους τους αλγόριθμους παρουσιάζουν βελτίωση, ενώ για τους k Nearest Neighbors, Stacking και Bagging η βελτίωση είναι πολύ μεγάλη. Την καλύτερη επίδοση παρουσιάζει πλέον ο αλγόριθμος kNN με RMSE=3,84. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να δοθεί προσοχή μήπως υπάρχει υπερβολική εφαρμογή στα δεδομένα μάθησης και ως εκ τούτου μείωση της γενίκευσης του αλγορίθμου, κάτι το οποίο θα φανεί από τη σύγκριση με τα δεδομένα ελέγχου.

Επιπρόσθετα υπολογίσθηκε το RMSE και η τυπική απόκλιση του αλγορίθμου kNN με τη διαδικασία cross validation με αποτελέσματα RMSE=2,99 και StdDv=0,75, όπως φαίνεται και στην εικόνα 5.30.



```
Test output
Tester:      weka.experiment.PairedCorrectedTTester -G 3,4,5 -D 1 -R 2 -S 0.05 -V -result-matrix "weka.experiment.ResultMatrixPlainText
Analysing:   Root_mean_squared_error
Datasets:    1
Resultsets:  1
Confidence:  0.05 (two tailed)
Sorted by:   -
Date:        30/10/2018 12:55 μμ

Dataset      (1) lazy.IBk '-K 1
-----
'1.7 TRAINING DATA INTEGE (10)  2.99(0.75) |
(v/ /*)      |

Key:
(1) lazy.IBk '-K 1 -W 0 -A \"weka.core.neighboursearch.LinearNNSearch -A \"weka.core.ManhattanDistance -R first-last\" -30801860
```

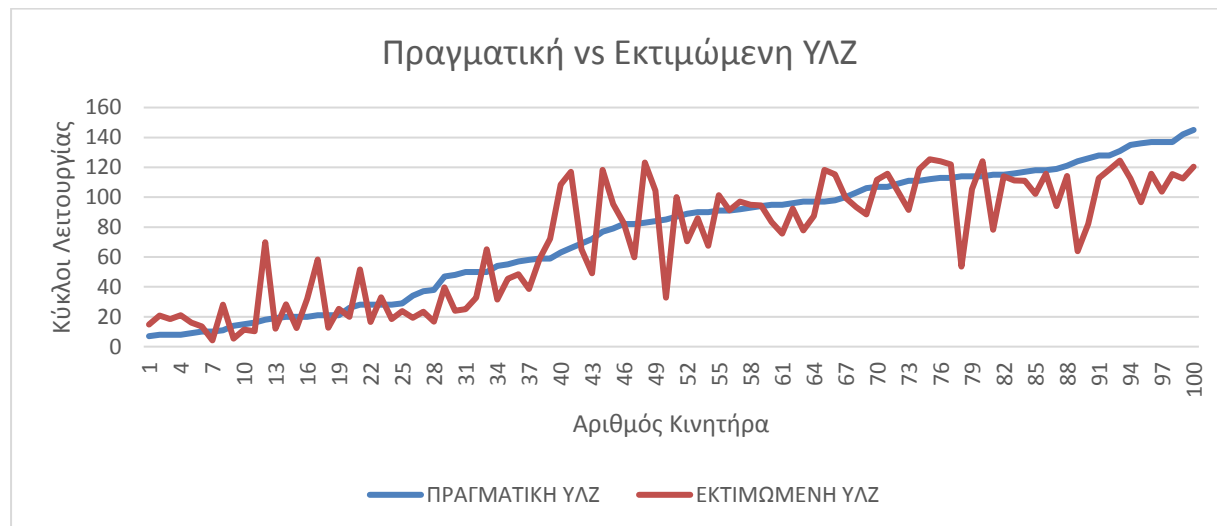
Εικόνα 5.30: Αποτελέσματα σφάλματος και τυπικής απόκλισης από τη διαδικασία εκπαίδευσης στα δεδομένα μετά την εξομάλυνση.

Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε τελική εκπαίδευση του μοντέλου στο σύνολο των δεδομένων μετά την εξομάλυνση, υπολογισμός του ΚΜΟ 9Χ9 στα δεδομένα ελέγχου και εκτίμηση της ΥΛΖ με το νέο μοντέλο.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

#### 5.2.6. Σύγκριση Αποτελεσμάτων.

Τα αποτελέσματα των εκτιμήσεων των αρχικών μη εξομαλυσμένων δεδομένων, σε σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα, παρουσιάζονται στην εικόνα 5.31.



Εικόνα 5.31: Πραγματική σε σχέση με εκτιμηθείσα ΥΛΖ.

Το μέσο σφάλμα των προβλέψεων υπολογίστηκε σε 4,28 κύκλους, το μέσο απόλυτο σφάλμα σε 16,1 κύκλους και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος σε 21,10 κύκλους (δηλ. εντός του διαστήματος που είχε προβλεφθεί κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης και δοκιμής του αλγορίθμου). Από τον υπολογισμό αυτό συμπεραίνουμε ότι γενικά οι εκτιμήσεις είναι πιο συντηρητικές (μικρότερες) από την πραγματική ΥΛΖ, δηλαδή είναι από την ασφαλή πλευρά, γεγονός που φαίνεται και στην εικόνα 5.31, καθώς η κόκκινη γραμμή (εκτιμώμενη ΥΛΖ) στις περισσότερες περιπτώσεις είναι χαμηλότερα από τη μπλε (πραγματική ΥΛΖ). Επιπρόσθετα παρατηρείται ότι καθώς μειώνεται η ΥΛΖ, η καμπύλη της εκτιμώμενης ΥΛΖ πλησιάζει περισσότερο στην πραγματική ΥΛΖ. Ως εκ τούτου εκτιμάται ότι η υπόψη μεθοδολογία δύναται να χρησιμοποιηθεί στην προγνωστική ανάλυση, καθόσον με τη συνεχή παρακολούθηση της ΥΛΖ προσεγγίζεται σε ικανοποιητικό βαθμό η πραγματική.

Όσον αφορά στα αποτελέσματα με τα δεδομένα που είχαν εξομαλυνθεί, παρόλο που στην εκπαίδευση ο αλγόριθμος παρουσίαζε υψηλές επιδόσεις, τα αποτελέσματα με τα δεδομένα ελέγχου δεν ήταν εξίσου ενθαρρυντικά, καθώς οι επιδόσεις του ήταν υποδεέστερες σε σχέση με εκείνες από τα αρχικά δεδομένα. Συγκεκριμένα παρουσιάστηκε μέσο σφάλμα -1,79 κύκλοι, μέσο απόλυτο σφάλμα 22,15 κύκλοι και ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος 30,1 κύκλους. Όπως προαναφέρθηκε και στην ενότητα 4.3.2, δεδομένης της ύπαρξης υψηλού θορύβου στα αρχικά δεδομένα, εάν το μοντέλο προσαρμοστεί πολύ καλά σε αυτά, τότε είναι πιθανό να πραγματοποιούνται φτωχές επιδόσεις λόγω της υπερπροσαρμογής, κάτι που εκτιμάται ότι συνέβη στην προκειμένη περίπτωση.

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Συμπεράσματα – Προτάσεις.**

### **6.1 Συμπεράσματα.**

Από την ανάλυση και παράθεση πληροφοριών που προηγήθηκαν καταδείχθηκε ότι τα αρχεία πρωτογενών ψηφιακών δεδομένων λειτουργίας των διαφόρων συστημάτων αποτελούν ένα πολύτιμο στοιχείο καθώς και προϋπόθεση για την εφαρμογή διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης.

Τα δεδομένα αυτά θα πρέπει να αποθηκεύονται και να αξιοποιούνται κατάλληλα. Επίσης είναι πολύ σημαντικό κατά την καταγραφή τους να λαμβάνονται όλα τα αναγκαία μέτρα ώστε να αποφεύγεται καταγραφή θορύβου, καθώς με τον τρόπο αυτό μειώνεται το τελικό σφάλμα της εκτίμησης και αποκτούν μεγαλύτερη ακρίβεια οι προγνωστικές και διαγνωστικές μέθοδοι. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με δύο τρόπους:

- Με την ανάπτυξη δικτύων αισθητήρων, οι οποίοι θα μπορούν να εκτελούν μια αρχική επεξεργασία των δεδομένων μειώνοντας ή αφαιρώντας το θόρυβο, περιορίζοντας παράλληλα και τις απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ των συστημάτων που διαχειρίζονται τις βάσεις δεδομένων και
- Με την επιλογή κατάλληλης θέσης για την τοποθέτηση των αισθητήρων.

Τα πρωτογενή δεδομένα αποτελούν επίσης προϋπόθεση για την αξιολόγηση των επιδόσεων των διαγνωστικών και προγνωστικών αλγορίθμων και είναι απαραίτητα για τον εντοπισμό προβλημάτων των συστημάτων. Τα δεδομένα αυτά επιτρέπουν την ανάπτυξη πρόσθετων δυνατοτήτων ανάλυσης και ελέγχου του συστήματος για την αποφυγή πιθανών ψευδών συναγερμών και παρέχουν τη δυνατότητα καθοδήγησης της συντήρησης του συστήματος.

Η σύγχρονη τεχνολογία πληροφορικής και επικοινωνιών παρέχει πλέον δυνατότητες εγκατάστασης ασύρματων αισθητήρων σε υφιστάμενα σύνθετα ηλεκτρομηχανολογικά συστήματα. Με τον τρόπο αυτό καθίσταται δυνατή η καταγραφή και συλλογή πρωτογενών δεδομένων ακόμα και από συστήματα, τα οποία δεν είχαν σχεδιαστεί εξ αρχής με αυτή τη δυνατότητα.

Οι δυνατότητες διαγνωστικής ανάλυσης και παρακολούθησης του υπολειπόμενου χρόνου λειτουργικής ζωής, για κινητήρες, κιβώτια μετάδοσης κίνησης και άλλα δομικά εξαρτήματα, είναι ανεκτίμητη, προκειμένου να αναπτυχθεί η δυνατότητα διαχείρισης προβλημάτων ανοχής βλαβών, όσον αφορά ιδιαίτερα σε σύνθετα συστήματα, όπως σε στόλους ελικόπτερων και αεροσκαφών των οποίων αυξάνεται η ηλικία.

Δύναται να αποκομιστεί μεγάλο όφελος από τη διεξαγωγή δοκιμών με δημιουργία τεχνητών βλαβών σε εξαρτήματα, προκειμένου να αναπτυχθεί μια συλλογή δεδομένων για

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

την καταγραφή του ρυθμού εξέλιξης των βλαβών. Η καταγραφή του υπόψη ρυθμού για διάφορα εξαρτήματα αποτελεί προϋπόθεση για την πλήρη εφαρμογή των αλγορίθμων προγνωστικής ανάλυσης. Παράλληλα, μέσω αυτών των δοκιμών καθίσταται εφικτός ο προσδιορισμός των λειτουργικών χαρακτηριστικών των συστημάτων κατά τη συνήθη λειτουργία τους και όταν υφίσταται κάποια βλάβη, επιτρέποντας την ανάπτυξη διαγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης. Για το σκοπό αυτό είναι απαραίτητη η συνεργασία μεταξύ των χρηστών των συστημάτων, ερευνητικών ιδρυμάτων και πιθανόν και των κατασκευαστών των υπόψη συστημάτων. Ωστόσο, η εφαρμογή αλγορίθμων δύναται να πραγματοποιηθεί και χωρίς την εκτέλεση των υπόψη δοκιμών, αλλά μόνο με την καταγραφή δεδομένων πραγματικής λειτουργίας των συστημάτων. Στην προκειμένη περίπτωση όμως, θα είναι πιο αργή η ολοκλήρωση της ανάπτυξης της διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας, καθώς θα συλλέγονται με μικρότερο ρυθμό δεδομένα για τις πιθανές βλάβες των συστημάτων.

Η διαγνωστική και προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης αλληλοσυμπληρώνουν η μια την άλλη, καθώς όπως φάνηκε και από την μελέτη περίπτωσης, η πρόγνωση της ΥΛΖ εμπεριέχει κάποιο ποσοστό σφάλματος. Ως εκ τούτου, ειδικά σε συστήματα, των οποίων η ασφάλεια είναι κρίσιμης σημασίας, όπως π.χ. στα αεροσκάφη, οι δύο φιλοσοφίες θα πρέπει να υλοποιούνται ταυτόχρονα.

Τόσο η δυνητική όσο και η πραγματική εφαρμογή διαφόρων διαγνωστικών και προγνωστικών τεχνικών καταγράφηκε σε αυτή την εργασία. Η προγνωστική ανάλυση μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλά και διαφορετικά είδη μηχανημάτων ή συστημάτων μέσω των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, που αφορούν σε παλινδρόμηση. Επίσης, η διαγνωστική ανάλυση είναι δυνατόν να εφαρμοστεί τόσο με προγραμματισμό ειδικών αλγορίθμων, εφόσον είναι γνωστά τα επίπεδα προειδοποίησης και αστοχίας συγκεκριμένων χαρακτηριστικών του κάθε υπό εξέταση συστήματος όσο και με αλγόριθμους μηχανικής μάθησης ταξινόμησης, χωρίς να απαιτείται εκ των προτέρων ο καθορισμός επιπέδων προειδοποίησης και αστοχίας, αλλά μόνο η ύπαρξη πρωτογενών δεδομένων λειτουργίας του συστήματος υπό βλάβη και χωρίς βλάβη.

Παράλληλα, εάν οι οργανισμοί εκμεταλλευτούν την ταχύτητα επεξεργασίας των υπόψη αλγορίθμων μπορούν να εφαρμόσουν φιλοσοφία προγνωστικής και διαγνωστικής συντήρησης σε πραγματικό ή σχεδόν πραγματικό χρόνο (σημειώνεται ότι μετά την εκπαίδευση και ρύθμιση των παραμέτρων του αλγόριθμου μηχανικής μάθησης, η οποία χρειάζεται κάποιο σημαντικό χρόνο, όπως αναλύθηκε στην ενότητα 5.2, ο υπολογισμός της ΥΛΖ πραγματοποιείται ταχύτατα -σε χρόνο της τάξης δευτερολέπτων-) με έναν κοινό σύγχρονο Η/Υ.



*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

Όπως καταδείχθηκε από τη μελέτη περίπτωσης της ενότητας 5.2, οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης παρουσιάζουν τα ακόλουθα πλεονεκτήματα:

- Καθίσταται πλέον εφικτή η άμεση εφαρμογή των υπόψη αλγορίθμων και από άτομα ευρύτερων επιστημονικών πεδίων, χωρίς να είναι απαραίτητη η σε βάθος γνώση προγραμματισμού, καθώς έχουν δημιουργηθεί κατάλληλες εφαρμογές οι οποίες διαθέτουν γραφικό περιβάλλον αλληλεπίδρασης και είναι φιλικές προς το χρήστη (WEKA, MS AZURE ML κλπ).

- Απαιτούνται σχετικά λίγες τεχνικές γνώσεις του υπό εξέταση συστήματος (δεν απαιτείται φυσικό μοντέλο) καθώς και περιορισμένες στατιστικές γνώσεις για την εφαρμογή των υπόψη αλγορίθμων και την πραγματοποίηση εκτίμησης ύπαρξης ή μη δυσλειτουργίας καθώς και της ΥΛΖ.

- Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης παρουσιάζουν σχετικά καλή ακρίβεια και ταχεία παραγωγή αποτελεσμάτων. Επίσης το προϋπολογιζόμενο σφάλμα μέσω των μεθόδων επικύρωσης και διασταυρωτικής επικύρωσης, είναι πολύ κοντά στο σφάλμα των προβλέψεων σε σχέση με τα πραγματικά αποτελέσματα.

- Με τη μετάβαση της φιλοσοφίας συντήρησης από προγραμματισμένη ή συντήρηση αποκατάστασης, σε διαγνωστική και προγνωστική, με χρήση της υφιστάμενης τεχνολογίας ΠΕ, καθίσταται εφικτή η εξατομίκευση της συντήρησης σε κάθε μηχανήμα ή σύστημα, ανάλογα με τη χρήση του. Η υπόψη μετάβαση παρουσιάζει πολλά οφέλη όπως τον έγκαιρο προγραμματισμό της συντήρησης, τη μείωση του χρόνου επισκευής των συστημάτων, τη μείωση του συνολικού κόστους λειτουργίας του συστήματος και την επαύξηση της ασφάλειας χρήσης του.

- Επιπρόσθετα, λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα της μελέτης περίπτωσης, καταδεικνύεται ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης αποτελούν ένα πολύ ισχυρό εργαλείο, για να καταστεί εφικτή η εξατομικευμένη συντήρηση σύνθετων συστημάτων, όπως π.χ. οι κινητήρες των αεροσκαφών, μέσω εκτίμησης της ΥΛΖ. Σημειώνεται ότι η δυνατότητα αυτή υλοποιείται χωρίς την προϋπόθεση ύπαρξης φυσικού μοντέλου καθώς επίσης χωρίς να απαιτείται ο προσδιορισμός της φυσικής έννοιας του κάθε καταγραφόμενου χαρακτηριστικού. Το γεγονός αυτό αποτελεί ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα της μηχανικής μάθησης, καθώς της δίνει τη δυνατότητα χρήσης σε οποιοδήποτε πρόβλημα πρόβλεψης ή κατηγοριοποίησης, σε ένα ευρύ επιστημονικό πεδίο.

Φυσικά, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη και οι αντίστοιχοι περιορισμοί χρήσης των υπόψη αλγορίθμων, όπως η προϋπόθεση ότι η ακολουθία και ο συνδυασμός των καταγραφόμενων δεδομένων σε σχέση με τα αποτελέσματα, θα πρέπει να επαναλαμβάνονται και στο μέλλον καθώς και ότι οι αλγόριθμοι είναι δύσκολο έως αδύνατο να

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

εκτιμήσουν την κατάσταση του συστήματος σε περιπτώσεις εμφάνισης ειδικών γεγονότων για τα οποία δεν έχουν εκπαιδευτεί (π.χ. πως επηρεάζει την ΥΛΖ ενός κινητήρα μια πρόσκρουση πτηνού ή μια βαριά προσγείωση).

## 6.2. Προτάσεις.

Όπως προαναφέρθηκε, η διαγνωστική και προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης παρουσιάζει πολλά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις παραδοσιακές φιλοσοφίες της προγραμματισμένης συντήρησης και της αποκατάστασης βλαβών, όπως εξατομίκευση των εργασιών και έγκαιρο προγραμματισμό της συντήρησης, μείωση του χρόνου επισκευής των συστημάτων, δυνατότητα προετοιμασίας των απαιτούμενων πόρων, μείωση του συνολικού κόστους λειτουργίας του συστήματος και επαύξηση της ασφάλειας λειτουργίας του, με συνέπεια τη μείωση των ατυχημάτων ή/και των διακοπών λειτουργίας του.

Με την παρούσα εργασία παρουσιάζεται μια προτεινόμενη μεθοδολογία πρακτικής εφαρμογής διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης από τους διάφορους οργανισμούς και εταιρείες με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Προϋποθέσεις για την υπόψη εφαρμογή αποτελούν η συλλογή και επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων, δίνοντας ιδιαίτερη βαρύτητα στην αποφυγή καταγραφής θορύβου και η ύπαρξη κατάλληλα εκπαιδευμένου προσωπικού για την εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων, τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης.

Ακόμα και στην περίπτωση που δεν υφίσταται δυνατότητα καταγραφής δεδομένων λόγω έλλειψης αισθητήρων, η σύγχρονη τεχνολογία ΠΕ, παρέχει τη δυνατότητα εγκατάστασης ασύρματων αισθητήρων, γεγονός που καθιστά τη συλλογή πληροφοριών εφικτή, ευκολότερη και γρηγορότερη. Παράλληλα παρέχεται η δυνατότητα χρήσης έξυπνων αισθητήρων, που εμπεριέχουν υπολογιστικά κυκλώματα, ώστε να πραγματοποιείται μια αρχική επεξεργασία των δεδομένων προτού ακόμα γίνει η αποστολή τους σε κάποια κεντρική βάση.

Με βάση τα προαναφερθέντα, προτείνεται οι οργανισμοί και οι εταιρείες, που ενδιαφέρονται να βελτιώσουν την ανταγωνιστικότητα και την ασφάλεια λειτουργίας των συστημάτων τους, να καθορίσουν κατ' αρχήν ως στρατηγικό στόχο τους και στη συνέχεια να υποστηρίξουν με συγκεκριμένες δράσεις, τη μετεξέλιξη της εφαρμοζόμενης φιλοσοφίας συντήρησης, αξιοποιώντας τις δυνατότητες που παρέχονται από τις νέες τεχνολογίες πληροφορίας και επικοινωνιών και ειδικότερα αυτές των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και εν γένει τεχνητής νοημοσύνης.

Για την επίτευξη του ανωτέρω στόχου, οι υπόψη δράσεις θα πρέπει να στοχεύουν στην απόκτηση των κατάλληλων τεχνολογικών και ανθρώπινων πόρων, για την εφαρμογή

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

της ακόλουθης μεθοδολογίας ανάπτυξης δυνατότητας προγνωστικής ή διαγνωστικής συντήρησης με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (ή εν γένει τεχνητής νοημοσύνης):

1. Ανάπτυξη κατάλληλου δικτύου αισθητήρων για συλλογή και καταγραφή των πρωτογενών δεδομένων. Προσπάθεια μείωσης καταγραφής θορύβου. Εάν πάραυτα εμφανιστεί θόρυβος στα δεδομένα, δύναται να πραγματοποιηθεί αρχική επεξεργασία τους για απαλοιφή του.

2. Χρήση εφαρμογών για οπτικοποίηση των δεδομένων.

3. Χρήση κατάλληλων αλγορίθμων ή/και εφαρμογών για τα ακόλουθα:

α. Εξαγωγή χαρακτηριστικών με τη χρήση στατιστικών μεθόδων καθώς και μετασχηματισμό των δεδομένων μεταξύ των πεδίων του χρόνου και των συχνοτήτων.

β. Επιλογή των χαρακτηριστικών των δεδομένων που παρουσιάζουν την υψηλότερη συσχέτιση με το ζητούμενο αποτέλεσμα. Στο στάδιο αυτό, για τους αλγόριθμους διαγνωστικής συντήρησης, θα πρέπει να προσδιοριστεί το επίπεδο τιμών προειδοποίησης για επικείμενη εκδήλωση βλάβης.

γ. Επιλογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με το μικρότερο σφάλμα εκτίμησης, για διαγνωστική και προγνωστική ανάλυση. Στη συνέχεια ρύθμιση των παραμέτρων τους για όσο το δυνατόν μεγαλύτερη μείωση του σφάλματος.

4. Αποθήκευση μοντέλων αλγορίθμων και πραγματοποίηση εκτιμήσεων διαγνωστικής (εκτίμηση προειδοποίησης και εκδήλωσης βλάβης) και προγνωστικής συντήρησης (εκτίμηση ΥΛΖ).

5. Σύγκριση αποτελεσμάτων με πραγματικά δεδομένα, μέσω εξειδικευμένων δοκιμών σε μηχανήματα ή καταγραφής της λειτουργίας των συστημάτων για ικανό χρονικό διάστημα (σε αυτή την περίπτωση απαιτείται να υπάρχουν επαρκή δεδομένα, τόσο για την κανονική λειτουργία του συστήματος μέχρι την τελική αστοχία του, όσο και για τη συμπεριφορά του, με ύπαρξη δυσλειτουργίας ή αστοχίας κάποιου υποεξαρτήματος).

6. Επανάληψη των βημάτων 1-5 μέχρι την επίτευξη του επιθυμητού επιπέδου σφάλματος του διαγνωστικού ή/και προγνωστικού αλγορίθμου, ανάλογα με τη μέγιστη ανεκτή πιθανότητα αστοχίας του συστήματος.

7. Εφαρμογή του μοντέλου διαγνωστικής συντήρησης (αλγόριθμος ταξινόμησης) για δημιουργία προειδοποιήσεων, διάγνωση βλαβών & δυσλειτουργιών – απομόνωση βλάβης.

8. Χρήση του μοντέλου προγνωστικής συντήρησης (αλγόριθμος παλινδρόμησης) με σκοπό την εκτίμηση της ΥΛΖ, την πρόβλεψη βλαβών και την ανάληψη των κατάλληλων ενεργειών (π.χ. προγραμματισμός εργασιών και απαιτούμενων πόρων συντήρησης).

*«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»*

9. Επανάληψη των βημάτων 1-8 σε περιπτώσεις εμφάνισης ειδικών γεγονότων ή νέων ακολουθιών δεδομένων εισόδου για τα οποία δεν έχουν εκπαιδευτεί τα χρησιμοποιούμενα μοντέλα.

Τα βήματα 7 και 8, εφόσον έχει σταθεροποιηθεί το μοντέλο του χρησιμοποιούμενου αλγορίθμου, είναι δυνατόν να εκτελούνται σε πραγματικό ή σχεδόν πραγματικό χρόνο μέσω ανάπτυξης δικτυακών εφαρμογών.

Σημειώνεται ότι, στην περίπτωση σύνθετων συστημάτων, για τα οποία υπάρχει ανοχή μικρής πιθανότητας αστοχίας (π.χ. αεροσκάφη, μονάδες παραγωγής πυρηνικής ενέργειας κ.ο.κ.), οι μεθοδολογίες της διαγνωστικής και της προγνωστικής συντήρησης θα πρέπει να συνδυάζονται, ώστε να υπάρχουν δύο μέθοδοι παρακολούθησης της ακεραιότητας του συστήματος. Με τον τρόπο αυτό, αν και απαιτείται μεγαλύτερη ανάλυση πόρων, επιτυγχάνεται υψηλότερη πιθανότητα ασφαλούς λειτουργίας του.

Αντίθετα, σε περιπτώσεις που η οικονομία πόρων είναι πιο σημαντική από τον περιορισμό της πιθανότητας αστοχίας του συστήματος σε πολύ χαμηλές τιμές, είναι δυνατόν να αναπτύσσεται μόνο η προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης, με στόχο την εκτίμηση της ΥΛΖ του συστήματος, καθώς η υπόψη φιλοσοφία δύναται, μέσω του προγραμματισμού της συντήρησης, να έχει σημαντικότερα οικονομικά οφέλη σε σχέση με τις άλλες.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- Abernethy R.B. (2006). The New Weibull Handbook. fifth ed.
- Abrahart R.J, See L.M, Solomatine D.P. (2008). Practical hydroinformatics. Computational intelligence and technological developments in water applications. *Water Science and Technology Library*. vol. 68. U.S.A.: Springer; Texas A&M University, College Station, ISBN: 978-3-540-79880-4.
- Abu-Mostafa Y. (1995). Financial market applications of learning from hints. *Neural Networks in the Capital Markets, London, UK*, σσ. 221–232.
- Aditya Mishra. (2018). Metrics to Evaluate your Machine Learning Algorithm. <https://towardsdatascience.com>.
- Agatonovic-Kustrin S, Beresford R. (2000). Basic concepts of artificial neural network (ANN) modelling and its application in pharmaceutical research. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, (σσ. 717–727).
- Ambroise C, McLachlan G.J. (2002). Selection bias in gene extraction on the basis of microarray gene-expression data. (σσ. 6562–6566). PNAS.
- An D, Kim N.H, Choi J. (2015). Practical options for selecting data-driven or physics-based prognostics algorithms with reviews . *Reliability Engineering and System Safety Journal*. (σσ. 133:223–236). [www.elsevier.com/locate/ress](http://www.elsevier.com/locate/ress).
- Blischke W.R, Murthy D.N. (2000). Reliability: Modelling, Prediction and Optimization. John Wiley & Sons Ltd.
- Bodén M. (2002). A guide to recurrent neural networks and backpropagation. *The DALLAS Project. Report from the NUTEK-Supported Project AIS-8: Application of Data Analysis with Learning Systems, SICS Technical Report T2002*. Kista, Sweden: SICS.
- Brotherton T, Jahns G, Jacobs J, Wroblewski D. (2000). Prognosis of faults in gas turbine engines. *Proceedings of IEEE International Conference on Aerospace*, (σσ. 163-171).
- Brownlee Jason. (2014). An Introduction to feature selection. Machine Learning Process. <http://machinelearningmastery.com/an-introduction-to-feature-selection/>.
- Byington C.S, Roemer M.J, Thomas G. (2002). Prognostics enhancements to diagnostic systems for improved condition based maintenance. IEEE.
- Calvo & Hannifin Parker Corporation. (2016). *Sensors Drive Intelligence into Maintenance*, 8/4/2016. <http://www.plantengineering.com/single-article/sensors-drive-intelligence-into-maintenance>.
- Coppe A, Pais M.J, Haftka R.T, Kim N.H. (2012). Using a simple crack growth model in predicting remaining useful. *Journal of Aircraft*, σσ. 1965–1973.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

- Discenzo, F.M., Loparo, K.A., Chung, D.,Twarowski, A.,. (2001). *Intelligent Sensor Nodes Enable A New Generation of Machinery Diagnostics and Prognostics*, . Virginia .
- Dragomir O, Gouriveau R, Zerhouni N, Dragomir F. (2007). Framework for a distributed and hybrid prognostic system. *4th IFAC Conference on Management and Control of Production and Logistics*.
- Dragomir, O.E., Gouriveau, R., Dragomir, F., Minca, E., Zerhouni, N. (September 2009). Review of prognostic problem in condition-based maintenance (hal-00418761, version 1–21).
- Duch W, Jankowski N. (1999). Survey of neural transfer functions. *Neural Computing Surveys*, (σσ. 163-212).
- Firth A.E, Lahav O, Somerville R.S. (2003). Estimating photometric redshifts with artificial neural networks. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, (σσ. 1195-1202).
- Fuqing Y, Kumar U, Galar D. (2011). *Feature Extraction from Time Domain and Automatic Failure Detection Using Support Vector Machine for Rolling Element Machine*. Luleå, Sweden: Division of Operation and Maintenance Engineering.
- Gerardo Trujillo C, América N.L. (October 2003). Condition monitoring – a strategy integration technologies. *1st Mexican Congress of Reliability and Maintenance*. Mexico.
- Gouriveau R. (2011). An Introduction to Prognostics. FEMTO-ST Institute. FCLAB Research Federation.
- Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A. (2006). Feature Extraction Foundations and Applications. Springer.
- Hadden G, Bergstrom P, Bennett B, Vachtsevanos G, Van Dyke J. (May 9–12, 1999 ). Shipboard machinery diagnostics and prognostics/condition based maintenance: a progress report. *MARCON 99, Maintenance and Reliability Conference*, (σσ. 73.01–73.16.). Gatlinburg, TN.
- Heaton J. (2008). Introduction to Neural Networks for Java. Heaton Research Inc.
- Heng R.B.W, Nor M.J.M. (1998). Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition. *Applied Acoustics*, (σσ. 211–226).
- Hess, Andrew , Chin, Harrison, Hardman, William, Gill, John . (1999). The US Navy's Helicopter Integrated Diagnostics System (HIDS) Program.
- Hinton G.E, Sejnowski T.J. (1999). Unsupervised Learning: Foundations of Neural Computation. Computational Neuroscience. MIT Press; ISBN: 9780262581684.
- Jain A.K, Murty M.N, Flynn P.J. (1999). Data Clustering: A Review.

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

- James G, Witten D, Hastie T, Tibshirani R. (2013). An introduction to statistical learning: with applications in R. Springer Texts in Statistics. Springer New York Heidelberg Dordrecht London.
- Jason Brownlee. (2018). Machine Learning Mastery With Weka, Edition v. 1.5., (σσ. 213-232).
- Kohavi R, John G. (1997). Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence Journal, Special Issue on Relevance*, (σσ. 97(1–2):273–324).
- Lin C, Lee C. (1996). Neural Fuzzy System: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Ling Y, Mahadevan S. (2013). Quantitative model validation techniques: new insights. *Reliability Engineering and System Safety*, (σσ. 217-231).
- Liu H, Motoda H. (1998). Feature Extraction, Construction and Selection: A Data Mining Perspective. Kluwer Academic.
- Liu J, Saxena A, Goebel K, Saha B, Wang W. (October 10-16, 2010). An adaptive recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries. *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*. Portland, Oregon.
- Luo J, Namburu M, Pattipati K, Qiao L, Kawamoto M, Chigusa S. (2003a). Model-based prognostic techniques. *Proceedings of IEEE Autotestcon*, (σσ. 330-340).
- MITx-Circuits and Electronics. (2012). *Time Domain Versus Frequency Domain Analysis*. Ανάκτηση από <https://www.edx.org/course/circuits-electronics-1-basic-circuit-mitx-6-002-1x-0>.
- Neter J, Kutner M.H, J Nachtsheim C, Wasserman W. (1996). Applied Linear Statistical Models. Irwin.
- Newman J.C. (1992). FASTRAN-II: A Fatigue Crack Growth Structural Analysis Program, Revised Copy. Langley, VA: NASA Technical Memorandum 104159.
- Oden J.T, Prudencio E.E, Bauman P.T. (2013). Virtual model validation of complex multiscale systems: applications to nonlinear elastostatics. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, (σσ. 162-184).
- Oja E. (2002). Unsupervised learning in neural computation. *Theoretical Computer Science*. vol. 287 (σσ. 187-207). Finland: Helsinki University of Technology, Neural Networks Research Centre.
- O'Mara. (August 2000). Designing an IEEE 1451.2-compliant transducer. *Sensors*, (σσ. 46-55).
- Pasha G.R, Shuaib Khan M, Ahmed Hesham Pasha. (2006). Empirical analysis of the Weibull distribution for failure data. *Journal of Statistics*, (σσ. 13(1):33-45).

«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

- Pecht M.G. (2008). *Prognostics and Health Management of Electronics*. Wiley, ISBN: 978-0-470-27802-4.
- Ray A.K. and Bhattacharya B. (2016). Module 2-data communication fundamentals. In: Version 2 CSE IIT, Course Co-ordinated by: Kharagpur. *National Programme on Technology Enhanced Learning* (NPTEL). <http://nptel.ac.in/courses/106105080/pdf/M2L1.pdf>.
- Rebba R, Mahadevan S, Huang S. (2006). Validation and error estimation of computational models. *Reliability Engineering System Safety*, (σσ. 1390–1397).
- Rosenberg B.J. (1989). The Navy IDSS program: adaptive diagnostics and feedback analysis: precursors to a fault prognostics capability. *Proceedings of the IEEE 1989 National Aerospace and Electronics Conference NAECON, Vol. 3, May 1989*, (σσ. 1334–1338). Dayton, OH.
- Rumelhart D.E, Hinton G.E, Williams R.J. (1986). Learning internal representations by error propagation, . In: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol 1. Foundations* (σσ. 318-362). MIT Press.
- Sánchez N, Betanzos A, Tombilla M. (2007). Filter Methods for Feature Selection—A Comparative Study. A Coruña, Spain: University of A Coruña, Department of Computer Science.
- Sargent R.G. (2013). Verification and validation of simulation models. *Journal of Simulation*, (σσ. 12-24).
- Shane Butler. (2012). Prognostic Algorithms for Condition Monitoring and Remaining Useful Life Estimation. *A thesis submitted in partial fulfillment for the degree of Doctor of Philosophy*.
- Sikorska J.Z, Hodkiewicz M, Ma L. (2010). Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems, Signal Processing*.
- Siti Azirah Asmai, Abd. Samad hasan Basari, Abdul Samad Shibghatullah, Nuzulha Khilwani Ibrahim, Burairah Hussin. (2011). Neural Network Prognostics Model for Industrial Equipment Maintenance. *Department of Industrial Computing, Faculty of Information and Communication Technology*. Melaka: Universiti Teknikal Malaysia.
- Stone M. (1974). Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistical Society.*, (σσ. 111–147).
- Sun Y, Babovic V, Chan E. (2010). Multi-step-ahead model error prediction using time-delay neural networks combined with chaos theory. *Journal of Hydrology*.
- Svozil D, Kvasnička V, Pospíchal J. (1997). Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, (σσ. 43–62).



«Η ανάπτυξη διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης σύνθετων συστημάτων με την αξιοποίηση της Τεχνολογίας Πληροφορικής και Επικοινωνιών και μεθόδων μηχανικής μάθησης.»

- Tan Y, Van Cauwenberghe A. (1999). Neural-network-based d-step-ahead predictors for nonlinear systems with time delay. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, (σσ. 21-35).
- Todinov M. (2005). Reliability and Risk, “Models Setting Reliability Requirements”. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd.
- Uday Kumar, Diego Galar. (2017). *eMaintenance: Essential Electronic Tools for Efficiency*. London: Elsevier Science.
- Vachtsevanos G, Lewis F, Roemer M, Hess A, Wu B. (2006). Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons Inc.
- Vapnik V.N. (1998). Statistical Learning Theory. New York: Wiley & Sons.
- Vijayaraghavan L. (2010). Machine learning approach to fault diagnosis in engineering systems. *International Journal of Engineering, Science and Technology (IJEST)*.
- Wang B, Zou D, Ding R,. (2011). Support vector regression based video quality prediction. *International Symposium on Multimedia (ISM)*. IEEE.
- Wang W.Q, Golnaraghi M.F, Ismail F. (2004a). Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, (σσ. 813-831).
- Witten I.H, Frank E. (2000). Data Mining. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Zhai L.-Y, Lu W.-F, Liu Y, Li X, Vachtsevanos G. (2013). Analysis of time-to-failure data with Weibull model in product life cycle management. *20th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering*. Singapore.